



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

교육학박사 학위논문

다층 구조방정식모형을 활용한 매개효과 분석

- 모의실험 연구를 중심으로 -

2019년 2월

서울대학교 대학원

교육학과 교육학전공

손 윤 희

다층 구조방정식모형을 활용한 매개효과 분석

- 모의실험 연구를 중심으로 -

지도교수 박 현 정

이 논문을 교육학 박사학위논문으로 제출함
2018년 11월

서울대학교 대학원
교육학과 교육학전공
손 윤 희

손윤희의 박사학위논문을 인준함
2019년 1월

위 원 장 백 순 근

부위원장 강 태 훈

위 원 박 찬 호

위 원 함 은 혜

위 원 박 현 정



국 문 초 록

교육 자료는 일반적으로 다층 구조를 띠므로 매개효과도 일반적으로 다층 구조에서 발생한다. 이러한 구조에서 발생하는 매개효과를 다층 매개효과라 일컫는다. 이때, 매개효과를 올바르게 검증하기 위해서, 다층 구조를 반영하여 분석해야 한다. 이는 다층 구조를 반영하지 않고 1수준에서 매개효과를 분석한다면, 매개효과와 관련된 계수의 표준오차가 과소 추정되어 1종 오류가 증가하는 문제가 발생하기 때문이다. 또한, 2수준으로 변수를 통합하여 매개효과를 분석할 경우, 매개효과가 과대 추정되는 문제를 보인다. 따라서 이 연구는 다층 구조를 반영하여 독립변수, 매개변수, 종속변수가 각각 2수준, 1수준, 1수준에 위치하는 구조에서 발생하는 다층 매개효과를 검증하였다. 이 연구의 목적은 다층 구조방정식모형을 활용하여 다층 매개효과를 검증할 때, 자료의 조건에 따라 직접효과와 간접효과 추정치의 양호도가 어떠한지 살펴보는 데 있다.

다층 매개효과 분석은 위계적 선형 모형에 적용된 것을 시작으로, 많은 연구자들에 의해 다양한 모형이 제안되고, 발전되어 왔다. 특히, 매개변수의 맥락효과가 존재할 때, 즉, 매개변수의 효과가 수준별로 다르게 나타날 때, 맥락효과를 고려하여 매개효과를 정확하게 추정하기 위하여 다층 구조방정식모형이 제안되었다. 특히, 급내 상관계수와 집단 크기가 작을 때, 다층 구조방정식모형은 위계적 선형 모형보다 간접효과를 정확하게 추정하는 이점을 보였다.

한편, 매개효과와 관련된 모의실험 선행연구는 다음과 같은 제한점을 가진다. 먼저, 일반적으로 매개효과가 부분적으로 발생함에도 불구하고, 간접효과와 직접효과의 양호도를 종합적으로 살펴보지 않았다. 둘째, 교육 상황에서 맥락효과가 다양한 유형으로 나타날 수 있지만, 제한된 조건에 한하여 맥락효과를 고려하였다. 마지막으로, 모든 모의실험 연구는 독립변수, 매개변수, 종속변수가 하나씩 존재하는 구조를 가정함으로써

같이 변수 간의 관계를 간단하게 가정하였다.

이러한 점을 반영하여 이 연구에서는 다층 구조방정식모형을 활용하여 매개효과 분석 시, 맥락효과와 다층 자료의 구조에 따라 직접효과와 간접효과의 추정치의 양호도를 종합적으로 살펴보았다. 이를 위해 연구1에서는 독립변수, 매개변수, 종속변수가 하나씩 있는 구조를 가정하여 모의 실험을 진행하였다. 연구 자료로는 맥락효과의 유형, 급내 상관계수, 집단의 수, 집단 크기의 조건을 다르게 하여 모의실험 자료를 생성하였고, 조건에 따라 직·간접효과 추정치의 정확성, 효율성, 검정력이 어떠한지 확인하였다. 연구2에서는 독립변수가 두 개 있는 구조를 가정하여 모의 실험을 수행하였다. 연구1과 동일한 조건으로 모의실험 자료를 생성하여, 맥락효과와 다층 자료의 조건에 따라 두 개의 직접효과와 두 개의 간접효과 추정치의 양호도가 어떠한지 확인하였다. 연구3에서 역시 모의실험 자료를 활용하여 두 개의 매개변수가 존재할 때, 두 매개변수의 맥락효과의 유형에 따라 직·간접효과 추정치의 양호도를 살펴보았다.

연구1의 결과를 요약하여 제시하면 다음과 같다.

첫째, 직접효과와 간접효과의 정확성은 맥락효과의 조건에 따라 다른 모습을 보였다. 일반적으로 맥락효과가 존재하지 않을 때, 직·간접효과는 정확하게 추정되었다. 반면, 맥락효과가 존재할 때, 직·간접효과는 급내 상관계수, 집단의 수, 집단 크기가 증가할수록 정확하게 추정되었다. 또한, 맥락효과의 유형에 따라 간접효과가 편의 되는 방향이 영향을 받았고, 직접효과는 간접효과가 편의된 방향으로 반대 방향으로 편의 되었다. 이러한 결과는 다양한 맥락효과의 조건에서 간접효과와 직접효과의 편의의 크기와 방향을 종합적으로 탐색하였다는 점에서 이점을 보인다.

둘째, 직·간접효과의 효율성과 검정력은 맥락효과의 유형과 관련 없이 급내 상관계수, 집단의 수, 집단 크기가 클수록 향상되었다. 이러한 결과는 직·간접효과를 일관적으로 검정하기 위해 집단의 수와 집단 크기가 충분히 클 필요성을 보여준다.

연구2의 주요 결과를 요약하면 다음과 같다.

첫째, 간접효과의 효과크기는 직·간접효과의 정확성에 영향을 주지 않았다. 따라서 효과크기가 다른 두 간접효과가 편의 되는 크기는 유사하게 나타났다. 또한, 편의의 방향과 맥락효과의 조건의 관계, 편의의 크기와 급내 상관계수, 집단의 수, 집단 크기의 관계는 연구1과 동일하게 나타났다.

둘째, 간접효과의 효과크기는 직·간접효과의 효율성에 영향을 주었다. 따라서 간접효과의 크기가 작을수록 간접효과는 더 일관적으로 추정되었다. 또한, 직접효과의 효율성은 간접효과의 효율성에 영향을 받아, 보다 효율적으로 추정된 간접효과에 대응되는 직접효과의 효율성이 더 높게 나타났다. 이러한 결과는 다층 구조방정식모형을 활용할 때, 동시에 추정되는 직·간접효과의 효율성이 서로 관련되어 있음을 보여준다.

셋째, 직접효과의 검정력은 직접효과의 효율성에 영향을 받았다. 즉, 효과크기가 동일한 직접효과의 검정력을 비교하면, 효율성이 더 높았던 직접효과가 모수 부근에서 보다 안정적으로 추정되어 검정력이 모든 자료 조건에서 더 높게 나타났다. 따라서 실제 영이 아닌 직·간접효과를 안정적으로 추정 및 검정하기 위해 집단의 수와 집단 크기가 충분히 클 필요성을 확인하였다.

연구3의 주요 결과를 요약하면 다음과 같다.

첫째, 한 매개변수의 맥락효과 유형은 그 변수를 매개하는 간접효과의 정확성에 주요한 영향을 미칠 뿐, 다른 매개변수를 매개하는 간접효과의 정확성에 큰 영향을 미치지 않았다. 이때, 직접효과는 두 간접효과가 편의 되는 방향과 크기에 종합적으로 영향을 받아 편의 되는 모습을 보였다. 이로부터 연구1·2의 결과를 일반화하여 직·간접효과의 정확성의 관계를 파악함으로써, 종속변수에 대한 한 독립변수의 총 효과는 정확하게 추정될 수 있음을 확인하였다.

둘째, 직접효과의 효율성은 간접효과의 효율성보다 낮게 나타났으며, 이는 결과적으로 검정력에 영향을 미쳤다. 구체적으로, 직접효과의 평균 제곱오차는 두 간접효과의 평균제곱오차의 합과 유사할 정도로 큰 값을

보였다. 따라서 간접효과는 적절한 자료 조건에서 양호한 검정력을 보였다. 반면, 직접효과의 경험적 1종 오류 비율이 통제된 상황에서도, 간접효과와 효과크기가 유사한 직접효과는 모든 자료 조건에서 검정력이 낮게 나타났다. 이러한 결과를 통해 직·간접효과의 검정력에 효율성이 영향을 미치고 있음을 재확인하였고, 이로부터 실제 부분적으로 발생하는 매개효과를 완전 매개효과로 해석하지 않도록 주의할 필요성을 확인하였다.

이 연구는 다층 매개효과 분석을 위해 다층 구조방정식모형의 활용을 제안하였다. 특히, 복수의 매개변수가 존재할 때, 다층 구조방정식모형은 공분산행렬에 근거하여 매개효과와 관련된 계수를 동시에 추정할 수 있는 이점을 갖는다. 또한, 각 모형 별로 직·간접효과를 올바르게 분석할 수 있는 자료 조건을 제안하였다. 이로부터 복수의 독립변수 및 매개변수를 포함하는 다층 매개효과 분석을 위해 자료를 수집하고자 하는 연구자에게 실용적인 가이드라인을 제공할 수 있으리라 기대한다.

주요어: 다층 매개효과 분석, 2-1-1 모형, 다층 구조방정식모형, 맥락 효과

학 번: 2016-30400

목 차

I. 서론	1
II. 이론적 배경	7
1. 다층 매개효과 모형	7
가. 다층 매개효과의 개념	7
나. 위계적 선형모형을 활용한 다층 매개효과 분석	9
다. 다층 구조방정식모형을 활용한 다층 매개효과 분석	16
라. 다층 매개효과의 검증	21
2. 다층 구조방정식모형과 다층 매개효과 선행연구	25
가. 다층 구조방정식모형의 개념과 추정	25
나. 다층 매개효과에 관한 모의실험 선행연구 분석	30
III. 연구1: 독립변수 및 매개변수가 하나씩인 구조에서의 다층 매개 효과 분석	38
1. 연구의 목적 및 연구 문제	38
2. 연구 방법	40
가. 연구 자료	40
나. 추정치의 평가 준거	47
다. 연구 모형	48
3. 연구 결과	52
가. 직·간접효과의 정확성 분석	52
나. 직·간접효과의 효율성 분석	62
다. 직·간접효과의 검정력 분석	71
4. 결론	81
가. 요약	81
나. 논의	83

IV. 연구2: 독립변수가 두 개인 구조에서의 다층 매개효과 분석	87
1. 연구의 목적 및 연구 문제	87
2. 연구 방법	89
가. 연구 자료	89
나. 연구 모형	93
3. 연구 결과	95
가. 직·간접효과의 정확성 분석	95
나. 직·간접효과의 효율성 분석	106
다. 직·간접효과의 검정력 분석	116
4. 결론	126
가. 요약	126
나. 논의	128
 V. 연구3: 매개변수가 두 개인 구조에서의 다층 매개효과 분석	 132
1. 연구의 목적 및 연구 문제	132
2. 연구 방법	135
가. 연구 자료	135
나. 연구 모형	138
3. 연구 결과	141
가. 직·간접효과의 정확성 분석	141
나. 직·간접효과의 효율성 분석	158
다. 직·간접효과의 검정력 분석	170
4. 결론	185
가. 요약	185
나. 논의	187
 참고문헌	 190
부록	200

표 목 차

<표 II-1> 다층 매개효과의 모형과 예시	8
<표 II-2> 다층 구조방정식모형을 활용한 모의실험 선행연구 정리 ...	34
<표 III-1> 연구1의 자료 생성 조건	45
<표 III-2> 자료 조건에 따른 간접효과의 상대적 편의	52
<표 III-3> 자료 조건에 따른 직접효과의 상대적 편의	58
<표 III-4> 자료 조건에 따른 간접효과의 평균제곱오차	63
<표 III-5> 자료 조건에 따른 직접효과의 평균제곱오차	67
<표 III-6> 자료 조건에 따른 간접효과의 검정력	72
<표 III-7> 자료 조건에 따른 직접효과의 검정력	76
<표 III-8> 독립변수, 매개변수, 종속변수가 하나씩 있는 구조에서의 권장조건	85
<표 IV-1> 자료 조건에 따른 간접효과1,2의 상대적 편의	98
<표 IV-2> 자료 조건에 따른 직접효과1,2의 상대적 편의	102
<표 IV-3> 자료 조건에 따른 간접효과1,2의 평균제곱오차	107
<표 IV-4> 자료 조건에 따른 직접효과1,2의 평균제곱오차	112
<표 IV-5> 자료 조건에 따른 간접효과1,2의 검정력	117
<표 IV-6> 자료 조건에 따른 직접효과1,2의 검정력	122
<표 IV-7> 독립변수가 두 개인 구조에서의 권장조건(간접효과)	129
<표 IV-8> 독립변수가 두 개인 구조에서의 권장조건(직접효과)	130
<표 V-1> 자료 조건에 따른 직·간접효과의 상대적 편의(맥락효과X)	143
<표 V-2> 자료 조건에 따른 직·간접효과의 상대적 편의(맥락효과1)	146
<표 V-3> 자료 조건에 따른 직·간접효과의 상대적 편의 (맥락효과2-동일방향)	151
<표 V-4> 자료 조건에 따른 직·간접효과의 상대적 편의 (맥락효과2-반대방향)	155
<표 V-5> 자료 조건에 따른 직·간접효과의 평균제곱오차	158

<표 V-6> 자료 조건에 따른 직·간접효과의 평균제곱오차	162
<표 V-7> 자료 조건에 따른 직·간접효과의 평균제곱오차	166
<표 V-8> 자료 조건에 따른 직·간접효과의 검정력	170
<표 V-9> 자료 조건에 따른 직·간접효과의 검정력	174
<표 V-10> 자료 조건에 따른 직·간접효과의 검정력	178
<표 V-11> 자료 조건에 따른 직·간접효과의 경험적 1종 오류	183
<표 V-12> 매개변수가 두 개인 구조에서의 권장조건(간접효과)	188

그 립 목 차

[그림 II-1] 2-2-1 모형	10
[그림 II-2] 2-1-1 모형	11
[그림 II-3] Unconflated 다층 모형	14
[그림 II-4] 다층 구조방정식모형을 활용한 2-1-1 모형	20
[그림 III-1] 연구1 다층 매개효과 모형의 구조계수 조건	44
[그림 III-2] 자료 조건에 따른 간접효과의 상대적 편의(ICC=0.20)	55
[그림 III-3] 자료 조건에 따른 간접효과의 상대적 편의(ICC=0.05)	56
[그림 III-4] 자료 조건에 따른 직접효과의 상대적 편의(ICC=0.20)	60
[그림 III-5] 자료 조건에 따른 직접효과의 상대적 편의(ICC=0.05)	61
[그림 III-6] 자료 조건에 따른 간접효과의 평균제곱오차(ICC=0.20)	65
[그림 III-7] 자료 조건에 따른 간접효과의 평균제곱오차(ICC=0.05)	66
[그림 III-8] 자료 조건에 따른 직접효과의 평균제곱오차(ICC=0.20)	69
[그림 III-9] 자료 조건에 따른 직접효과의 평균제곱오차(ICC=0.05)	70
[그림 III-10] 자료 조건에 따른 간접효과의 검정력(ICC=0.20)	74
[그림 III-11] 자료 조건에 따른 간접효과의 검정력(ICC=0.05)	75
[그림 III-12] 자료 조건에 따른 직접효과의 검정력(ICC=0.20)	78
[그림 III-13] 자료 조건에 따른 직접효과의 검정력(ICC=0.05)	79
[그림 IV-1] 연구2 다층 매개효과 모형의 구조계수 조건	90
[그림 IV-2] 자료 조건에 따른 간접효과1·2의 상대적 편의(ICC=0.20) ..	99
[그림 IV-3] 자료 조건에 따른 간접효과1·2의 상대적 편의(ICC=0.05)	100
[그림 IV-4] 자료 조건에 따른 직접효과1·2의 상대적 편의(ICC=0.20)	104
[그림 IV-5] 자료 조건에 따른 직접효과1·2의 상대적 편의(ICC=0.05)	105
[그림 IV-6] 자료 조건에 따른 간접효과1·2의 평균제곱오차(ICC=0.20)	109
[그림 IV-7] 자료 조건에 따른 간접효과1·2의 평균제곱오차(ICC=0.05)	110
[그림 IV-8] 자료 조건에 따른 직접효과1·2의 평균제곱오차(ICC=0.20)	114
[그림 IV-9] 자료 조건에 따른 직접효과1·2의 평균제곱오차(ICC=0.05)	115
[그림 IV-10] 자료 조건에 따른 간접효과1·2의 검정력(ICC=0.20)	119
[그림 IV-11] 자료 조건에 따른 간접효과1·2의 검정력(ICC=0.05)	120

[그림 IV-12] 자료 조건에 따른 직접효과1·2의 검정력($ICC=0.20$)	124
[그림 IV-13] 자료 조건에 따른 직접효과1·2의 검정력($ICC=0.05$)	125
[그림 V-1] 연구3 다층 매개효과 모형의 구조계수 조건	136
[그림 V-2] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 상대적 편의(매락효과 없을 때)	144
[그림 V-3] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 상대적 편의	148
[그림 V-4] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 상대적 편의	149
[그림 V-5] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 상대적 편의	153
[그림 V-6] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 상대적 편의	154
[그림 V-7] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 상대적 편의	157
[그림 V-8] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 평균제곱오차($ICC=0.20$) - 매락 효과가 모두 존재하지 않거나 반대 방향으로 매락효과가 존재하는 경우	160
[그림 V-9] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 평균제곱오차($ICC=0.05$) - 매락 효과가 모두 존재하지 않거나 반대 방향으로 매락효과가 존재하는 경우	161
[그림 V-10] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 평균제곱오차($ICC=0.20$)	164
[그림 V-11] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 평균제곱오차($ICC=0.05$)	165
[그림 V-12] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 평균제곱오차($ICC=0.20$)	168
[그림 V-13] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 평균제곱오차($ICC=0.05$)	169
[그림 V-14] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 검정력($ICC=0.20$) - 매락 효과가 존재하지 않거나 반대 방향으로 매락효과가 존재하는 경우	172
[그림 V-15] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 검정력($ICC=0.05$) - 매락 효과가 존재하지 않거나 반대 방향으로 매락효과가 존재하는 경우	173
[그림 V-16] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 검정력($ICC=0.20$) - 한 매개변수만 매락효과를 갖는 경우	176
[그림 V-17] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 검정력($ICC=0.05$) - 한 매개변수만 매락효과를 갖는 경우	177
[그림 V-18] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 검정력($ICC=0.20$) - 두 매개변수가 동일한 방향으로 매락효과를 갖고 있는 경우	180
[그림 V-19] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 검정력($ICC=0.05$) - 두 매개변수가 동일한 방향으로 매락효과를 갖고 있는 경우	181
[그림 V-20] 구조계수의 조건(1종 오류)	182

I. 서론

매개효과 연구는 독립변수와 종속변수의 관계 속에서 나타나는 인과적 구조(mechanism)에 대한 정보를 제공한다. 이와 같은 이점으로 교육 연구에서 매개효과의 분석은 중요한 연구문제로 다루어져 왔다. 예를 들어, 매개효과 분석을 통해 교사의 수업 방법이 어떠한 과정을 통해 학생의 학업성취도에 영향을 미치는지, 또는 혁신학교 또는 교과교실제와 같이 학교 단위로 시행되는 정책이 어떤 경로를 통해 학생의 학업성취도 향상에 영향을 미치는지 탐색할 수 있다. 이러한 결과는 학교에서 시행되는 처치의 효과가 극대화될 수 있는 단서를 교육 정책자에게 제공한다는 이점을 갖는다.

한편, 교육 연구에서의 자료는 일반적으로 다층 구조를 띤다. 위의 예시와 같이 한 학급에 속한 학생들이 동일한 교사로부터 수업을 받거나, 한 학교에 소속된 학생들이 동일한 교육 정책에 노출되거나 노출되지 않은 상황을 생각할 수 있다. 또는 한 학교의 교사들이 그 학교의 교장의 리더십에 영향을 받거나 동일한 상담자로부터 상담을 받은 내담자가 상담자의 고유한 특성에 영향을 받을 수 있다. 이처럼 다층 구조를 띤 자료에서 독립변수, 매개변수, 종속변수가 서로 다른 수준에 위치할 때 발생하는 매개효과는 다층 매개효과(multilevel mediation)라 불린다.

다층 매개효과를 분석하는 데 있어 Baron & Kenny(1986)의 방법 또는 전통적인 구조방정식모형에 근거하여 다층 구조를 고려하지 않고 분석할 경우, 추정의 문제로부터 자유로울 수 없다. 즉, 2수준으로 변수를 통합(aggregating)하여 분석할 경우에 변수 간의 관계가 과대 추정되는 문제가 발생한다. 또한, 다층 구조를 반영하지 않고 1수준에서 분석할 경우, 관측치 간의 비독립성을 고려하지 못하므로 추정치의 1종 오류가 증가하는 문제가 발생한다(강상진, 2016; Krull & MacKinnon, 2001; Pituch & Stapleton, 2008; Raudenbush & Bryk, 2002). 따라서 다층 매개효과를 올바르게 분석하기 위해서는 다층 구조를 반영할 필요가 있다.

이러한 맥락에서 Krull & MacKinnon(1999)은 Baron & Kenny(1986)의 방법을 위계적 선형 모형(hierarchical linear model)에 적용하여 매개효과와 관련된 추정치의 표준오차가 과소 추정되는 문제를 해결하였다(Krull & MacKinnon, 2001; Pituch & Stapleton, 2008). 이로부터 다층구조에서 발생하는 매개효과를 올바르게 검증하는 것이 가능해졌다. 또한, Krull & MacKinnon(1999, 2001)은 독립변수, 매개변수, 종속변수가 위치하는 수준에 따라 다양한 다층 매개효과 모형(multilevel mediation model)을 제안하였다. 먼저, 2수준에 위치한 독립변수, 1수준에 위치한 매개변수 및 종속변수의 관계에서 나타나는 매개효과를 2-1-1 모형을 통해 분석할 것을 제안하였고, 이후 2수준에 위치한 독립변수 및 매개변수, 1수준에 위치한 종속변수의 관계에서 발생하는 매개효과를 검증할 수 있는 2-2-1 모형을 제안하였다(Krull & MacKinnon, 2001).

앞서 언급된 예시를 다시 살펴보면, 교사의 수업 방법이 학생의 흥미 또는 학생의 수업 집중을 매개하여 학업성취도에 영향을 미친다고 가정한 모형에서 독립변수는 교사와 관련된 변수로 2수준에, 매개변수와 종속변수는 학생과 관련된 변수로서 1수준에 위치한다. 이러한 구조에서 발생하는 매개효과는 2-1-1 모형을 활용하여 분석이 가능하다. 다른 예로, 혁신학교의 도입이 교사의 학습공동체를 활성화시켜 학생의 학업성취도에 미치는 영향을 탐색한다고 가정할 수 있다. 이때, 독립변수와 매개변수는 학교와 관련된 변수로 2수준에 위치하며, 종속변수는 학생과 관련된 변수로 1수준에 위치한다. 이러한 구조에서 나타나는 매개효과를 분석하기 위하여 2-2-1 모형을 활용할 수 있다. 따라서 서로 다른 수준에서 발생하는 매개효과를 올바르게, 정확하게 분석하기 위해서 적절한 다층 매개효과 모형을 적용하여 분석할 필요가 있다.

이 연구에서는 다양한 다층 매개효과 모형 중에서 2-1-1 모형을 중점적으로 다루고자 하였다. 먼저, 교육 현장에서 학생의 인지적·정의적 발달을 위해 학급 또는 학교 단위로 새로운 수업모형, 프로그램, 정책 등이 도입되고 있는 점에 주목하여 종속변수가 1수준에, 독립변수가 2수준에 위치하는 구조를 선택하였다. 이는 집단 단위로 시행되는 처치가 효율적

이고 극대화되기 위해서, 집단 수준의 처치와 학생의 결과 사이에 존재하는 인과적 구조를 명확하게 이해하는 것이 중요하기 때문이다. 다음으로, 매개변수는 1수준에 위치하는 구조를 선택하였다. 이는 학급 또는 학교 수준의 처치가 일차적으로 학생의 심리적 구인에 영향을 미치고, 이 심리적 구인이 최종적으로 학생의 결과에 영향을 미치는 경우가 일반적이기 때문이다(Intravia, Pelletier, Wolff, & Baglivio, 2017; Jin & Yun, 2013; Mierlo, Rutte, Vermunt, Kompier, & Doorewaard, 2007; Nawa, Isumi, & Fujiwara, 2018; Piontek et al., 2008; Zhang, Luo, Zhang, & Wang, 2018). 또한, 다층 매개효과 모형과 관련된 대부분의 모의실험 연구가 2-1-1 모형을 다룬 점에 근거하였다(Kelcey, Dong, Spybrook, & Cox, 2017; Krull & MacKinnon, 1999, 2001; McNeish, 2017; Pham, 2017; Pituch & Stapleton, 2008; Talloen, Loeys, & Moerkerke, 2018; Zhang, Zyphur, & Preacher, 2009).

한편, 2-1-1 모형에서는 매개변수의 맥락효과가 중요한 이슈로 다루어져 왔다. 먼저, 맥락효과(contextual effect)는 1수준의 변수 간의 관계가 수준에 따라 다르게 나타나는 효과를 의미한다(Raudenbush & Bryk, 2002). 교육 장면에서 맥락효과는 종종 관찰된다. 예를 들어, 수학성취에 대한 성별의 영향을 생각해보면, 남학생의 비율이 높은 학교에서 평균적으로 수학성취가 높지만, 개인적인 관점에서 남학생의 비율이 높은 학교에서도 여학생이 더 높은 수학성취를 보일 수 있다(김소영, 2013). 또는 학업적 자아효능감에 대한 학업성취의 영향을 생각하면, 일반적으로 학업성취 수준이 높은 학교일수록 학업적 자아효능감이 더 높다. 이때, 동일한 수준으로 높은 성취를 보이는 학생이 있다면, 성취수준이 높은 학교에 소속된 학생보다 성취수준이 낮은 학교에 다니는 학생이 자신의 상대적 수준을 높게 인식하여 높은 학업적 자아효능감을 가질 수 있다.

이처럼 매개변수의 맥락효과가 존재할 때, Krull & MacKinnon(1999)의 방법은 맥락효과의 유형에 따라 간접효과를 부정확하게 추정하는 문제를 보였다. 이는 Krull & MacKinnon(1999)에 의해 제안된 방법이 매개변수를 원변수 그대로 또는 전체 평균 중심화(grand-mean centering)

하여 위계적 선형 모형의 1수준 식에 투입하기 때문이다. 이로부터 매개 변수의 집단 간 효과(between effect)와 집단 내 효과(within effect)가 서로 다른 값을 가짐에도 불구하고, 두 효과가 분리되지 못하고 동일하게 추정되어, 간접효과가 부정확하게 추정된다(Krull & MacKinnon, 2001; Preacher, Zhang, & Zyphur, 2011; Zhang et al., 2009).

Zhang et al. (2009)은 매개변수의 집단 간 효과와 집단 내 효과가 동일하게 추정되는 문제를 해결하기 위하여 UMM(unconflated multilevel model)을 제안하였다. UMM은 맥락효과를 갖는 매개변수를 위계적 선형 모형의 1수준 식에 집단 평균 중심화(group-mean centering)하여 투입하고, 2수준 식에 집단 평균값을 투입하는 모형이다. 이로부터 매개변수의 집단 간 효과와 집단 내 효과는 분리되어 추정된다. 실제적으로, 모의 실험 연구로부터 맥락효과가 있는 상황에서 UMM에 근거한 간접효과 추정치는 Krull & MacKinnon(1999)의 방법에서 얻어진 간접효과 추정치와 상당한 차이를 보이고 있음이 확인되었다(Zhang et al., 2009).

한편, UMM의 2수준 식에 투입되는 매개변수의 집단 평균값은 다층 자료의 ICC가 낮거나 집단 크기가 작은 경우에 집단의 위치(standing)에 대하여 낮은 신뢰도를 보인다(Lüdtke et al., 2008, Preacher, Zyphur, & Zhang, 2010, Preacher et al., 2011; Talloen et al., 2018). 반면, 다층 구조방정식모형(multilevel structural equation modeling)은 잠재변수에 근거하여 눈에 관찰되지 않는 집단의 위치를 표현하기 때문에, 이와 같은 문제로부터 자유롭다. 실제, 모의실험 연구로부터 매개변수의 맥락효과가 있는 상황에서 UMM과 다층 구조방정식모형에서 도출된 간접효과 추정치를 비교했을 때, UMM은 대부분의 조건에서 간접효과를 과소 추정하지만, 다층 구조방정식모형은 적절한 자료의 조건에서 간접효과를 정확하게 추정하고 있음이 입증되었다(Lüdtke et al., 2008; Pham, 2017; Preacher et al., 2011; Talloen et al., 2018).

이러한 점에 주목하여 이 연구에서는 다층 매개효과를 검증하는 데 있어, 다층 구조방정식모형을 적용하고자 하였다. 따라서 이 연구에서는 2-1-1의 구조에서 다층 구조방정식모형을 활용하여 자료의 조건에 따라

직·간접효과 추정치의 양호도를 비교하고자 하였다. 이때, 자료의 조건은 크게 맥락효과의 유형과 다층 자료의 구조(집단의 수, 집단 크기, ICC)의 조건을 고려하였다. 이 연구의 내용은 다음과 같은 점을 고려하였다.

첫째, 이 연구에서는 맥락효과의 유형을 다양하게 고려하고자 하였다. 그 동안의 모의실험 연구는 다층 자료의 조건에 따른 간접효과 추정치의 양호도를 중점적으로 다룰 뿐, 맥락효과의 조건에 따라 직·간접효과의 추정치가 어떠한지 아직까지 다루지 못하였다. 구체적으로, 일부 연구에서는 맥락효과를 고려하지 못한 채, 다층 자료의 조건에 따라 간접효과 추정치의 양호도를 살펴보았다(Krull & MacKinnon, 1999, 2001; Pituch & Stapleton, 2008, 2012). Zhang et al. (2009)은 다양한 맥락효과 유형을 반영하였지만, 맥락효과의 조건에 따라 UMM이 Krull & MacKinnon (1999)의 방법보다 간접효과를 정확하게 추정하는 사실을 보여줄 뿐, 다층 구조방정식모형을 적용할 때 맥락효과의 유형이 간접효과의 추정에 어떠한 영향을 미치는지 살펴보지 못하였다. 다층 구조방정식모형을 활용한 연구(Preacher et al., 2011; Talloen et al., 2018)는 맥락효과의 조건을 고정한 채 다층 자료의 조건에 따라 간접효과 추정치의 양호도를 비교하여, 맥락효과의 유형에 따라 간접효과 추정치의 양호도가 어떠한지 분석하지 못하였다.

둘째, 이 연구에서는 부분 매개효과 모형을 가정하여 직·간접효과 추정치를 종합적으로 살펴보려고 하였다. 일반적으로 매개효과는 모형에 포함된 매개변수를 완전 매개하기보다 부분적으로 매개하므로, 부분 매개효과 모형을 가정하는 것이 타당하다. 이때, 경우에 따라 직접효과는 독립변수의 직접적인 효과 외에 모형에서 누락된 다른 매개변수의 효과를 포함할 수 있다. 따라서 독립변수와 종속변수 간의 인과적 구조를 명확하게 이해하기 위하여 직·간접효과를 종합적으로 살펴볼 필요가 있다. 또한 구조방정식모형은 모형의 공분산행렬에 근거하여 모수를 동시에 추정하기 때문에, 간접효과와 더불어 직접효과의 추정치를 종합적으로 비교하는 것은 중요하다(Kline, 2005).

이러한 문제의식을 바탕으로 이 연구에서는 연구1·2·3을 통해 다층 구

조방정식모형을 활용했을 때, 맥락효과와 다층 자료의 조건에 따라 직·간접효과 추정치를 종합적으로 비교하고자 하였다. 이를 위해 연구1에서는 선행연구와 동일하게 2-1-1 구조를 따르는 독립변수, 매개변수, 종속변수가 하나씩 존재하는 상황을 가정하였다. 이때, 맥락효과와 다층 자료의 조건에 따라 직·간접효과 추정치의 양호도가 어떠한 차이를 보이는지 비교하였다. 이를 통해 다층 구조방정식모형을 활용하여 매개효과를 분석하는 데 있어, 적합한 자료 조건을 확인 및 제안하고자 하였다.

연구2는 독립변수가 두 개로 이루어졌다는 점에서 연구1과 차이를 보인다. 이는 선행연구에서 복수의 독립변수가 하나의 매개변수를 매개하여 하나의 종속변수에 영향을 미치는 구조를 띠는 모형을 가정하고 있음에도 불구하고, 이와 같은 구조를 반영한 모의실험이 수행되지 않은 점을 고려하였다(김효진, 오승연, 홍세희, 2018; Piontek et al., 2008; Weng & Chang, 2015). 이때, 두 독립변수가 동일한 매개변수에 대하여 서로 다른 크기로 영향을 미치고 있는 상황을 가정하여 분석하였다. 이를 통해 두 직접효과와 두 간접효과 추정치가 자료의 조건에 따라 어떠한지 확인하고, 복잡한 구조에서 발생하는 매개효과를 분석하는 데 있어 다층 구조방정식모형을 활용할 때 적합한 자료의 조건을 제안하고자 하였다.

마지막으로 연구3은 매개변수가 두 개로 이루어져 연구1과 차이를 보이며, 다음과 같은 점에 근거하여 모형을 설정하였다. 먼저, 복수의 매개변수로 이루어진 모형의 검증은 인과적 구조에서 어떠한 매개변수가 중요한 역할을 하는지 정보를 제공할 수 있다. 또한, 많은 연구에서 복수의 매개변수를 포함하여 가설을 검증하고 있지만, 이와 같은 구조를 고려한 모의실험 연구가 아직 수행되지 않았다(Braun, Peus, Weisweiler, & Frey, 2013; Intravia et al., 2017; Mierlo, Rutte, Vermunt, Kompier, & Doorewaard, 2007; Palardy, 2015; Park, Wang, Williams, & Alegría, 2017). 연구3에서는 두 개의 매개변수가 존재하기 때문에, 맥락효과 역시 두 개가 존재한다. 따라서 연구3을 통해 매개변수의 맥락효과가 서로의 간접효과에 어떠한 영향을 미치며, 이로부터 직접효과는 어떠한 영향을 받는지 검토하였다. 이로부터 적합한 자료의 조건을 제안하고자 하였다.

II. 이론적 배경

1. 다층 매개효과 모형

가. 다층 매개효과의 개념

다층 매개효과(multilevel mediation)는 독립변수와 매개변수, 종속변수가 서로 다른 수준에 위치하는 구조에서 나타나는 매개효과를 의미한다. 예를 들어, 한 학급의 수업 분위기가 학생의 수업 참여를 매개하여 학업 성취에 직·간접적으로 영향을 미치는 경우를 생각해 볼 수 있다(Reyes, Brackett, Rivers, White, & Salovey, 2012). 이때, 학생의 수업 참여와 학업성취는 개인과 관련된 변수이며, 수업 분위기는 학생이 소속된 집단과 관련된 변수로 서로 다른 수준에 위치한다. 예시와 같이 다층 구조에서 발생하는 매개효과를 다층 매개효과라 일컫는다.

다층 매개효과의 분석을 위해 Krull & MacKinnon(1999, 2001)은 다층 매개효과 모형을 제안하였다. 이는 OLS(ordinary least squares) 맥락에서 실시되었던 Baron & Kenny(1986)의 전통적인 절차를 다층 모형으로 확장한 것이다. 이로부터 Baron & Kenny(1986)의 방법이 다층 자료의 특성을 반영하지 못한 점을 보완하여 매개효과를 보다 정확하게 분석할 수 있게 되었다. 즉, 동일한 집단에 내재되어 있는 개인들은 소속된 집단의 특성을 공유하므로 관측치의 독립성 가정이 충족되지 않는다. 이때, 2수준으로 변수를 통합하여 분석할 경우, 매개효과는 과대 추정된다. 또한, 내재된 구조를 반영하지 않고 전통적인 관점에서 매개효과를 분석한다면, 매개효과와 관련된 계수의 표준오차가 과소 추정되어 1종 오류가 증가하게 된다. 반면, 다층 모형은 2수준 절편의 무선효과를 허용함으로써 절편이 집단에 따라 다르고, 동일한 집단에 소속된 관측치가 공통된 특성을 공유하고 있음을 반영한다(강상진, 2016; Krull & MacKinnon,

2001; Pituch & Stapleton, 2008; Raudenbush & Bryk, 2002).

다층 매개효과 모형은 독립변수, 매개변수, 종속변수가 어느 수준에 위치하는지에 따라 구분된다. 다층 자료를 2수준 구조로 가정하면, <표 II-1>에 제시된 바와 같이 다층 매개효과 모형은 독립변수, 매개변수, 종속변수의 위치에 따라 2-2-1 모형, 2-1-1 모형, 1-1-2 모형, 2-1-2 모형 등으로 나뉜다(Braun et al., 2013; Krull & MacKinnon, 1999, 2001; Preacher et al., 2010).

<표 II-1> 다층 매개효과의 모형과 예시

모형*	다층 매개효과의 경로 예시	논문정보
2-2-1	학교 평균 사회경제적지위-맥락적 분위기-대학 선택수준	Palardy(2015)
2-1-1	학급 수업 분위기-개인의 수업 참여-학업성취	Reyes et al. (2012)
	폭력에 대한 교사의 태도-폭력에 대한 학생의 태도-행동	Tofighi & Thoemmes(2014)
	학교 안전-학교 선호도-자아존중감	Zhang et al. (2016)
1-2-1	또래 동성애 혐오 폭력-학급 태도-동성애 혐오 폭력 동조 의향	Prati(2012)
1-1-2	자아탄력성-성적스트레스-교사의 직무만족도	박선미, 박병기(2016)
	리더십-직업 만족도-조직성과	Braun et al. (2013)
2-1-2	고성과 직업 관행-사원의 심리요인-조직성과	Ogbonnaya & Valizade(2018)

*○-○-○는 독립변수, 매개변수, 종속변수가 위치하는 수준을 의미함.

**1-2-2 모형을 적용한 연구는 찾을 수 없음.

초기의 다층 매개효과 분석은 위계적 선형 모형을 중심으로 이루어져 왔다. 위계적 선형 모형은 일반적으로 1수준에 위치하는 종속변수에 대하여 1수준 및 2수준 변수의 영향을 검증하기 때문에, 하위 수준에서 상위 수준으로 향하는 매개경로를 취급할 수 없다. 따라서 2-2-1 모형 또는 2-1-1 모형과 같이 종속변수가 모두 1수준에 위치하고, 효과의 방향이 모두 하위 수준으로 향하는 특징을 보였다. 이후, 다층 구조방정식모

형이 다층 매개효과 분석에 활용되면서, 1-2-2 모형 또는 1-1-2 모형과 같이 하위 수준에서 상위 수준으로 향하는 경로나 1-2-1 모형, 2-1-2 모형과 같이 다양한 경로로 이루어진 다층 매개효과의 분석이 가능해졌다(Preacher et al., 2010).

다층 매개효과 분석의 흐름은 크게 3가지로 나뉜다. 먼저, Krull & MacKinnon(1999, 2001)의 제안을 시작으로 위계적 선형 모형을 활용하여 서로 다른 수준에 위치하는 변수 간의 매개효과가 분석되어 왔다. 이후, 2-1-1 모형을 중심으로 매개변수의 맥락효과를 고려해야 할 필요성이 제기되면서 Zhang et al. (2009)에 의해 UMM(unconfliated multilevel model)이 제안되었다. 마지막으로, 다층 구조방정식모형의 활용을 통해 UMM의 한계를 보완하고, 상위 수준으로 향하는 다층 매개효과 분석이 가능해졌다(Preacher et al., 2010). 이 연구에서는 이러한 흐름을 따라 다층 매개효과 모형에 관한 내용을 순차적으로 기술하였다.

나. 위계적 선형 모형을 활용한 다층 매개효과 분석

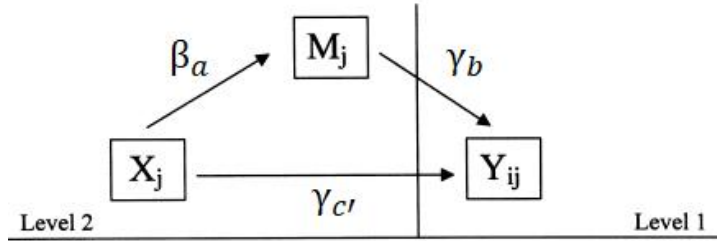
이 절에서는 먼저, 위계적 선형 모형을 활용한 2-2-1 모형, 2-1-1 모형을 순차적으로 살펴보았다. 이후, 2-1-1 모형을 중심으로 매개변수의 맥락효과를 고려할 수 있는 UMM에 관하여 기술하였다.

(1) 다층 매개효과 모형: 2-2-1 모형

Krull & MacKinnon(2001)에 의해 제안된 2-2-1 모형은 독립변수와 매개변수가 2수준에 위치하고, 종속변수가 1수준에 위치 할 때 나타나는 매개효과를 분석한다. 2-2-1 모형은 Baron & Kenny(1986)의 방법¹⁾을

1) 매개효과 분석을 위해 Baron & Kenny(1986)가 제안한 절차는 다음과 같다. 먼저, 처치가 결과에 영향을 미치는지 확인한다. 다시 말해서, 종속변수에 대한 독립변수의 총 효과를 확인한다. 이후, 매개 과정에서 각 변수의 관계를 확인한다. 즉, 독립변수가 매개변수에, 매개변수가 종속변수에 유의한 영향을 미치는지 확인한다. 마지막으로, 매

위계적 선형 모형에 적용한 모형으로, [그림 II-1]²⁾과 식 (II-1) ~ 식 (II-5)와 같다.



[그림 II-1] 2-2-1 모형

$$1\text{수준: } Y_{ij} = \beta_{Y0j} + r_{Yij} \quad \dots \text{식 (II-1)}$$

$$2\text{수준: } \beta_{Y0j} = \gamma_{Y00} + \gamma_c X_j + u_{Y0j} \quad \dots \text{식 (II-2)}$$

$$\text{식: } M_j = \beta_{M0} + \beta_a X_j + r_{Mj} \quad \dots \text{식 (II-3)}$$

$$1\text{수준: } Y_{ij} = \beta_{Y0j} + r_{Yij} \quad \dots \text{식 (II-4)}$$

$$2\text{수준: } \beta_{Y0j} = \gamma_{Y00} + \gamma_c' X_j + \gamma_b M_j + u_{Y0j} \quad \dots \text{식 (II-5)}$$

구체적으로 살펴보면, 먼저, 식 (II-1), 식 (II-2)와 같이 종속변수에 대한 독립변수의 총 효과(γ_c)를 추정한다. 이후, 식 (II-3) ~ 식 (II-5)와 같이 독립변수, 매개변수, 종속변수 간의 관계를 추정한다. 이때, 독립변수와 매개변수는 모두 2수준에 위치하므로 식 (II-3)과 같이 동일한 수준에서 OLS에 근거하여 매개변수에 대한 독립변수의 효과(β_a)를 추정한다. 또한, 식 (II-4), 식 (II-5)와 같이 종속변수에 대한 독립변수의 직접 효과(γ_c')와 매개변수의 효과(γ_b)를 추정한다. 따라서 다층 구조에서 발생

개변수를 통제한 상황에서 독립변수가 종속변수에 유의한 영향을 미치는지 확인한다. 즉, 간접효과를 고려했을 때의 직접효과를 검증한다. 이때, 직접효과가 유의하지 않으면 독립변수는 매개변수를 완전 매개하여 종속변수에 영향을 미치며, 그렇지 않다면 독립변수는 매개변수를 부분 매개하여 종속변수에 영향을 미친다.

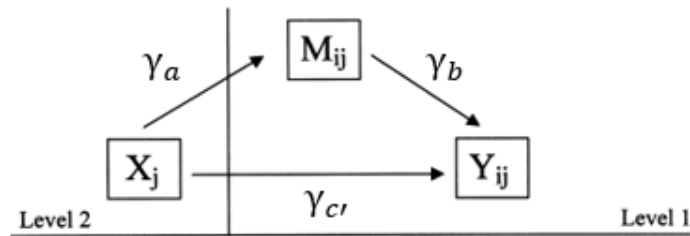
2) [그림 II-1]은 Krull & MacKinnon(2001)에 근거하였고, 식 (II-3) ~ 식 (II-5)의 표기법에 따라 구조계수의 표현을 수정하였다.

하는 간접효과는 β_a 와 γ_b 추정치의 곱과 같으며, 이때의 표준오차는 식 (II-6)과 같이 1차 Taylor 급수(first order Taylor series)의 점근적 표준오차를 따른다(Krull & MacKinnon, 2001).

$$\hat{S}_{\beta_a \gamma_b} = \sqrt{\hat{S}_{\gamma_b}^2 \beta_a^2 + \hat{S}_{\beta_a}^2 \gamma_b^2} \quad \dots \text{식 (II-6)}$$

(2) 다층 매개효과 모형: 2-1-1 모형

Krull & MacKinnon(1999)에 의해 제안된 2-1-1 모형은 독립변수가 2수준에 위치하고, 매개변수와 종속변수가 1수준에 위치할 때 발생하는 매개효과를 분석한다. 역시, [그림 II-2]³⁾와 식 (II-7) ~ 식 (II-11)과 같이 Baron & Kenny(1986)의 방법을 위계적 선형 모형에 적용한다.



[그림 II-2] 2-1-1 모형

$$1\text{수준: } M_{ij} = \beta_{M0j} + r_{Mij} \quad \dots \text{식 (II-7)}$$

$$2\text{수준: } \beta_{M0j} = \gamma_{M00} + \gamma_a X_j + u_{M0j} \quad \dots \text{식 (II-8)}$$

$$1\text{수준: } Y_{ij} = \beta_{Y0j} + \beta_b M_{ij} + r_{Yij} \quad \dots \text{식 (II-9)}$$

$$2\text{수준: } \beta_{Y0j} = \gamma_{Y00} + \gamma_c' X_j + u_{Y0j}, \quad \dots \text{식 (II-10)}$$

$$\beta_b = \gamma_b \quad \dots \text{식 (II-11)}$$

3) [그림 II-2]는 Krull & MacKinnon(2001)에 근거하였고, 식 (II-7) ~ 식 (II-11)과 표기법을 통일하기 위해 구조계수의 표현을 수정하였다.

먼저, 종속변수에 대한 독립변수의 총 효과(γ_c)는 식 (II-1), 식 (II-2)와 같이 2-2-1 모형과 동일하게 추정한다. 이후, 식 (II-7), 식 (II-8)과 같이 매개변수에 대한 독립변수의 효과(γ_a)를 추정한다. 마지막으로, 식 (II-9) ~ 식 (II-11)과 같이 종속변수에 대한 독립변수와 매개변수의 효과를 추정한다. γ_c 는 직접효과를, β_b 는 종속변수에 대한 매개변수의 효과를 의미한다. 이때, β_b 의 무선효과를 가정할 수 있지만, 식 (II-11)과 같이 고정효과 γ_b 로 가정할 수 있다. 따라서 다층 구조에서 발생하는 간접효과 추정치는 γ_a 와 γ_b 추정치의 곱과 같고, 이때의 표준오차는 식 (II-6)과 같다(Krull & MacKinnon, 1999, 2001). 이때, Krull & MacKinnon (1999, 2001)은 1수준의 매개변수(M_{ij})를 중심화(centering)하지 않고 원변수를 그대로 투입하였다. 이는 변수의 중심화가 절편의 해석, 절편의 분산, 절편과 기울기의 무선효과에 관한 공분산에 영향을 미치지만, 매개효과와 관련된 계수에는 영향을 미치지 않는다는 바라보았기 때문이다.

다층 매개효과 분석에 활용된 위계적 선형 모형은 OLS와 다음과 같은 차이를 갖는다. 먼저, 간접효과 추정치를 계산하는 방법에서 차이를 보인다. OLS는 매개변수에 대한 독립변수의 효과와 종속변수에 대한 매개변수의 효과를 곱하거나 총 효과에서 직접효과를 빼서 간접효과를 도출한다. 반면, 위계적 선형 모형에서 이 관계는 완벽하게 충족되지 않는다. 이는 간접효과와 관련된 고정효과($\hat{\gamma}_a, \hat{\gamma}_b, \hat{\gamma}_c, \hat{\gamma}_c'$)가 서로 다른 식의 독립적인 가중행렬에 근거하여 추정되기 때문이다. 예를 들어, 총 효과($\hat{\gamma}_c$)는 식 (II-1), 식 (II-2)에 근거한 가중행렬에 근거하여 추정된다. 또한, 매개변수에 대한 독립변수의 효과($\hat{\gamma}_a$)는 식 (II-7), 식 (II-8)의 가중행렬에 근거하여 추정되고, 종속변수에 대한 매개변수의 효과($\hat{\gamma}_b$)와 직접효과($\hat{\gamma}_c'$)는 식 (II-9) ~ 식 (II-11)의 가중행렬에 근거하여 추정된다. 따라서 각 식의 가중행렬이 동일하다고 가정할 수 없다면, ‘총 효과=직접효과+간접효과’의 관계가 충족되지 않는다. 하지만, Krull & MacKinnon(1999)은 간접효과와 관련된 두 계수를 곱하여 구한 $\hat{\gamma}_a\hat{\gamma}_b$ 와 총 효과에서 직접효과를 빼서 구한 $\hat{\gamma}_c - \hat{\gamma}_c'$ 의 차이는 비체계적(unsystematic)이거나 무시할

수 있을 정도로 작아 문제를 일으킬 정도는 아니라고 판단하였다(Krull & MacKinnon, 1999, 2001).

다음으로, OLS는 매개효과와 관련된 계수의 표준오차를 위계적 선형 모형에 비하여 과소 추정하여 1종 오류가 증가하는 문제를 보인다. 특히, 이러한 경향은 집단 크기, 매개변수와 종속변수의 ICC가 클수록 뚜렷하게 나타난다. 이로부터 다층 구조에서 발생하는 매개효과를 분석하는 데 있어 OLS보다 위계적 선형 모형이 적합한 방법임을 확인할 수 있다(Krull & MacKinnon, 1999, 2001).

(3) 매개변수의 맥락효과를 고려한 다층 매개효과 모형

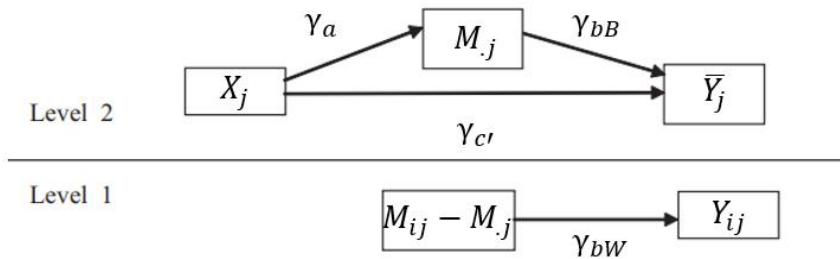
한편, 2-1-1 모형과 같이 매개변수가 1수준에 위치할 때, 상황에 따라 매개변수는 맥락효과를 갖는다. 맥락효과는 종속변수에 대한 변수의 효과가 각 수준에서 다르게 나타나는 경우를 일컫는다(김소영, 2013; Raudenbush & Bryk, 2002; Zhang et al., 2009). 예를 들어, 학업적 자아 효능감에 대한 학업성취의 영향의 경우, 학업성취가 높은 학생이 많이 재학하는 학교일수록 그 학교는 평균적으로 학업적 자아 효능감이 높을 수 있다. 한편, 동일하게 높은 학업성취를 보이는 학생이더라도 학생이 속한 학교에서의 상대적 수준에 따라 학업적 자아 효능감은 차이를 보일 수 있다. 즉, 평균 학업성취 수준이 낮은 학교에 재학하는 학생은 주위의 친구들보다 자신이 더 높은 학업성취를 보이기 때문에 학업적 자아 효능감이 높게 나타날 수 있다. 반면, 평균 학업성취 수준이 높은 학교에 재학하는 학생이라면 주변 친구들이 모두 높은 학업성취를 보이기 때문에 전자의 경우보다 학업적 자아 효능감이 높지 않을 수 있다.

매개효과 분석에 있어 종속변수에 대한 매개변수의 효과(γ_b)는 집단 내 효과(within effect, γ_{bW})와 집단 간 효과(between effect, γ_{bB})로 나뉜다. 이때, γ_{bW} 와 γ_{bB} 의 크기가 다를 경우에 맥락효과가 발생한다. 이러한 관점에서 Krull & MacKinnon(1999)의 방법은 종속변수에 대한 매개변수의 집단 간 효과와 집단 내 효과를 혼합하여 추정하는 문제를 갖는다.

즉, Krull & MacKinnon(1999)의 방법은 γ_{bB} 가 γ_{bW} 보다 작은 경우에는 간접효과를 과대 추정하고, γ_{bB} 가 γ_{bW} 보다 큰 경우에는 간접효과를 과소 추정하여, 간접효과를 정확하게 추정하지 못한다(Zhang et al., 2009).

또한, 독립변수, 매개변수, 종속변수 중 한 변수라도 2수준에 위치하고 있다면, 간접효과는 2수준에서 해석되는 것이 적절하다. 즉, 2-1-1 모형에서 2수준에 위치한 독립변수는 2수준에서만 변동하므로, 간접효과도 최종적으로 2수준에서 다루어져야 한다(Preacher et al., 2010; Zhang et al., 2009). 예를 들어, 독립변수가 학교 단위로 시행된 정책이라면, 독립변수는 정책을 시행한 학교와 시행하지 않은 학교의 평균 차이를 유발할 뿐, 동일한 학교에 소속된 학생들의 개인 차이를 유발하지 않는다. 즉, 동일한 학교에 소속되어 있는 학생들은 모두 정책에 노출되거나 노출되지 않기 때문에 학생들의 개인차는 독립변수의 영향이라고 볼 수 없다.

Zhang et al. (2009)은 이러한 점에 주목하여 매개변수의 맥락효과를 고려하고, 간접효과를 2수준에서 해석하기 위하여 UMM(unconfliated multilevel model)을 제안하였다. [그림 II-3]⁴⁾과 같이 표현되는 UMM은 식 (II-9) ~ 식 (II-11)을 식 (II-12) ~ 식 (II-14)로 대체한다.



[그림 II-3] Unconfliated 다층 모형

$$1\text{수준: } Y_{ij} = \beta_{0j} + \beta_b(M_{ij} - M_j) + r_{ij} \quad \dots \text{식 (II-12)}$$

$$2\text{수준: } \beta_{0j} = \gamma_{00} + \gamma_{c'}X_j + \gamma_{bB}M_j + u_{0j} \quad \dots \text{식 (II-13)}$$

$$\beta_b = \gamma_{bW} \quad \dots \text{식 (II-14)}$$

4) [그림 II-3]은 Pituch & Stapleton(2012)에 근거하였고, 식 (II-12) ~ 식 (II-14)와 표기법을 통일하기 위해 구조계수의 표현을 수정하였다.

식 (II-9) ~ 식 (II-11)은 1수준 식에 매개변수 M_{ij} 가 원변수 그대로 투입된다. 반면, 식 (II-12) ~ 식 (II-14)는 2수준 식에 매개변수의 집단 평균값 $M_{.j}$ 을, 그리고 1수준 식에 매개변수의 집단 평균값으로부터의 편차값 $M_{ij} - M_{.j}$ 을 투입함으로써, 매개변수와 종속변수의 관계를 집단 간 효과(γ_{bB})와 집단 내 효과(γ_{bW})로 분리한다. 이때, 간접효과는 γ_a 와 γ_{bB} 의 추정치의 곱으로 2수준에서 정의된다.

이후, Zhang et al. (2009)의 UMM과 특징을 구분하기 위하여 Krull & MacKinnon(1999)의 방법은 CMM(conflated multilevel model)으로 명명되었다. 또한, 모의실험 연구를 통해 다층 매개효과 분석에 있어 UMM과 CMM이 비교되었다(Preacher et al., 2010, 2011; Zhang et al., 2009). 이를 정확성, 효율성, 검정력의 측면으로 나누어 살펴보면 다음과 같다.

먼저, UMM은 CMM보다 간접효과를 정확하게 추정하였다. Zhang et al. (2009)은 맥락효과의 조건을 변화시켜가며, 두 모형에 근거한 간접효과 추정치를 비교하였다. 분석 결과, 맥락효과가 없을 때, 즉, 집단 내 효과와 집단 간 효과가 동일할 때, CMM과 UMM에 근거한 두 추정치의 차이는 무시할 만큼 작은 정도로 나타났다. 반면, 맥락효과가 있을 때 CMM은 UMM보다 간접효과를 부정확하게 추정하는 모습을 보였다. 구체적으로, 집단 간 효과가 집단 내 효과보다 작을 경우에 CMM은 UMM과 비교하여 간접효과를 과소 추정하였고, 집단 간 효과가 집단 내 효과보다 큰 조건에서 CMM은 UMM과 비교하여 간접효과를 과대 추정하였다. 특히, 이러한 경향은 집단 크기가 작을수록 뚜렷하게 나타났다.

Preacher et al. (2011) 역시, 매개변수의 집단 간 효과가 집단 내 효과보다 큰 조건을 가정한 모의실험을 통해 CMM이 UMM보다 간접효과를 부정확하게 추정하고 있음을 나타냈다. 구체적으로, 두 모형은 일반적으로 간접효과를 수용할 수 없는 수준의 크기로 과소 추정하였고⁵⁾, CMM에서 이러한 경향이 크게 나타났다. 다만, UMM은 ICC가 0.20보다 크고, 집단 크기가 20 이상일 때, 간접효과를 비교적 정확하게 추정하였다.

5) Preacher et al. (2011)은 상대적 편의가 ± 5 범위를 벗어나는 경우에 수용할 수 없는 수준의 편의를 보인다고 판단하였다. 이 연구에서도 Preacher et al. (2011)의 근거를 따랐으며, 보다 자세한 내용은 ‘II. 연구1 - 2. 연구 방법’에서 기술하였다.

다음으로, 효율성에 관해서는 CMM과 UMM 모두 간접효과를 일관적으로 추정하였다. 두 모형의 효율성은 공통적으로 집단 수, 집단 크기가 증가할수록 향상되는 모습을 보였지만, ICC와는 뚜렷한 관련성을 갖지 않았다(Preacher et al., 2011; Zhang et al., 2009).

마지막으로, UMM은 일반적으로 CMM보다 다소 낮은 검정력을 보였지만, 집단의 수와 집단 크기가 증가할수록 검정력이 향상되는 모습을 보였다. 한편, ICC와 검정력의 관계에 있어 ICC가 증가함에 따라 검정력은 단조 증가하지 않고, 어느 순간에 하락하는 모습을 보였다. 구체적으로, 집단 크기가 20보다 작을 때, ICC가 0.20까지 증가하면 검정력은 일반적으로 향상되었다. 하지만 ICC가 그 이상으로 증가할 때, 검정력은 감소하였다. 집단 크기가 50일 때, ICC가 0.10까지 증가하면 검정력은 일반적으로 향상되었지만, ICC가 그 이상으로 증가하면 검정력은 감소하는 모습을 보였다. 이러한 모습은 앞서, 효율성이 ICC와 관련성이 낮았던 결과와 종합적으로 해석된다(Preacher et al., 2011; Zhang et al., 2009).

다. 다층 구조방정식모형을 활용한 다층 매개효과 분석

(1) 다층 구조방정식모형의 장점

다층 매개효과 분석에 있어 다층 구조방정식모형의 활용은 다음과 같은 이점을 보인다. 첫째, 매개변수의 맥락효과가 존재할 때, 다층 구조방정식모형은 매개변수의 분산을 UMM보다 신뢰롭게 분리함으로써 간접효과를 정확하게 추정한다. 즉, 다층 구조방정식모형은 1수준 및 2수준 모형 공분산행렬과 표본 공분산행렬의 차이를 최소화하도록 매개변수와 종속변수의 잠재변수를 수준별로 분할하여 변수의 위치(standing)를 나타낸다(Preacher et al., 2010; Ryu, 2015). 반면, UMM은 매개변수의 효과를 각 수준으로 분리하기 위하여 M_j 을 활용하여 매개변수의 관측되지 않는 집단 위치를 나타낸다. 이때, 다층 자료의 ICC가 낮거나 집단 크기

가 작을 경우에 M_j 은 낮은 신뢰도를 보인다(Lüdtke et al., 2008; Preacher et al., 2010, 2011)⁶⁾. 이는 구인에 대한 측정 문항이 많을수록 신뢰도가 높듯이, X_j 을 계산하기 위해 포함된 표본의 사례 수, 즉 집단 크기가 클수록, 관측할 수 없는 집단의 위치의 신뢰도가 높다는 것을 의미한다. M_j 의 낮은 신뢰도는 결과적으로 집단 간 효과(γ_{bB}) 추정치의 편의를 유발하여 간접효과 추정치의 정확성에 영향을 미치게 된다.

둘째, 다층 구조방정식모형은 예측변수가 1수준에 위치하고, 결과변수가 2수준에 위치하는 구조에서 상위로 향하는 효과(bottom-up effect, upward effect)를 검증 할 수 있다. 따라서 다층 구조방정식모형의 활용은 매개변수 또는 종속변수가 2수준에 위치할 때 발생하는 매개효과와의 분석을 가능하게 한다(Preacher et al., 2010, 2011). 예를 들어, 한 학급에 소속되어 있는 학생 개인의 폭력에 대한 인식은 그 학급의 전반적인 태도에 영향을 미치고, 그 학급의 태도는 학생 개인이 폭력에 동조하고자 하는 태도에 영향을 미칠 수 있다(Prati, 2012). 또는 지도자의 리더십은 그 조직에 속한 개인의 직업 만족도에 영향을 미치고, 결과적으로 개인들의 직업 만족도는 조직의 성과에 영향을 미칠 수 있다(Braun et al., 2013). Prati(2012)의 연구는 1-2-1 모형의 예시를, Braun et al. (2013)의 연구는 2-1-2 모형의 예시를 나타낸다.

셋째, 다층 구조방정식모형은 직·간접효과와 관련된 구조계수를 동시에 추정하는 이점을 갖는다. 위계적 선형 모형은 간접효과와 관련된 추정치($\hat{\gamma}_a$, $\hat{\gamma}_b$)를 얻기 위하여 매개변수를 결과변수로, 종속변수를 결과변수로 상정하여 독립적인 모형을 설정한다. 이때, γ_a 와 γ_b 가 무선효과를 포함하는 경우에는 공분산을 사후 방법을 활용하여 계산해야 한다. 특히, 복수의 매개변수가 존재할 때, 매개변수의 수만큼 독립적인 모형을 설정해야 하고, 간접효과와 관련된 추정치는 모두 독립적인 가중행렬에 근거하

6) 집단평균값(M_j)의 신뢰도는 아래의 식과 같이 ICC와 집단 크기(n_j)의 영향을 받는다(Lüdtke et al., 2008).

$$Reliability(M_j) = \frac{n_j \cdot ICC}{1 + (n_j - 1) \cdot ICC}$$

여 추정되는 한계를 보인다(Bauer et al., 2006; Kenny et al., 2003; Preacher et al., 2010). 반면, 다층 구조방정식모형은 1수준 및 2수준 공분산행렬에 근거하여 직·간접효과와 관련된 구조계수를 동시에 추정하기 때문에 계산의 복잡성이 완화된다(Ryu, 2015).

그 외에도, 다층 구조방정식모형은 여러 개의 측정변수를 통해 측정오차를 통제하여 잠재변수 간의 관계를 탐색한다. 또한, 위계적 선형 모형은 모형의 적합성을 판단할 수 있는 표준적인 준거를 갖지 않지만, 다층 구조방정식모형은 모형적합도 지수에 근거하여 모형의 적합성을 평가한다(Preacher et al., 2010, 2011).

(2) 다층 구조방정식모형을 활용한 다층 매개효과 분석

Preacher et al. (2010)은 다층 매개효과 분석을 위해 다층 구조방정식모형을 제안하였다. 다층 구조방정식모형은 독립변수, 매개변수, 종속변수의 위치에 따라 다양한 모형을 설정할 수 있지만, 이 연구에서는 2-1-1 모형에 한하여 살펴보았다. 다층 구조방정식모형의 식은 측정모형과 구조모형으로 이루어진다. 독립변수, 매개변수, 종속변수가 하나의 관찰변수로 이루어졌을 때, 측정모형은 식 (II-15)와 같다.

측정모형: $Y_{ij} = \Lambda\eta_{ij}$... 식 (II-15)

$$\begin{bmatrix} X_j \\ M_{ij} \\ Y_{ij} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_{M_{ij}} \\ \eta_{Y_{ij}} \\ \eta_{X_j} \\ \eta_{M_j} \\ \eta_{Y_j} \end{bmatrix}$$

측정모형은 관찰변수로 이루어진 측정변수가 1수준 및 2수준 잠재변수로 분리된 구조를 나타낸다. Y_{ij} 는 관찰변수 벡터를 나타내며, η_{ij} 는 수준별로 분리된 잠재변수 벡터를 나타낸다. 따라서 2수준에 위치한 독립변수(X_j)의 잠재변수 η_{X_j} 는 독립변수의 잠재적인 위치를 나타낸다. 2수준

잠재변수 η_{M_j} , η_{Y_j} 은 1수준 매개변수와 종속변수의 잠재 집단 평균(latent cluster means)을 의미하고, 1수준 잠재변수 $\eta_{M_{ij}}$, $\eta_{Y_{ij}}$ 은 잠재 집단 평균과 개인 변수의 차이를 나타낸다. 이때, 1수준 및 2수준 잠재변수는 1수준 및 2수준 표본 공분산행렬과 모형 공분산행렬의 차가 동시에 최소화 되도록 분리된다(Ryu, 2015).

한편, 식 (II-15)와 같은 측정모형은 식 (II-21)의 특수한 경우에 해당한다. 즉, 절편 v_j 은 0으로 고정되고, 요인 구조의 정보를 나타내는 Λ 행렬은 모든 집단에서 동일하다고 가정한다. 또한, 독립변수, 매개변수, 종속변수가 한 개의 관찰변수로 구성되므로 Λ 행렬은 0 또는 1의 고정모수로 이루어지고, 측정오차 ϵ_{ij} 는 영벡터를 따른다고 가정한다.

구조모형은 수준별로 이루어진다. 순차적으로 살펴보면, 1수준 구조모형은 식 (II-16)과 같다. 1수준 구조모형은 1수준 잠재변수 간의 구조적 관계를 나타낸다. 이때, 1수준의 구조적 관계는 매개변수와 종속변수 간의 집단 내 효과만 존재하므로 B 행렬은 B_{YM_j} 성분만 자유모수로 추정한다. B_{YM_j} 은 $\eta_{Y_{ij}}$ 에 대한 $\eta_{M_{ij}}$ 의 효과로, 관점에 따라 고정효과로 가정하거나 식 (II-16)과 같이 B_{YM_j} 는 집단에 따라 다르다고 가정할 수 있다.

$$\begin{aligned} \text{1수준 구조모형: } \eta_{ij} &= \alpha_j + B\eta_{ij} + \zeta_{ij} \\ \begin{bmatrix} \eta_{M_{ij}} \\ \eta_{Y_{ij}} \\ \eta_{X_j} \\ \eta_{M_j} \\ \eta_{Y_j} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \alpha_{\eta X_j} \\ \alpha_{\eta M_j} \\ \alpha_{\eta Y_j} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ B_{YM_j} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_{M_{ij}} \\ \eta_{Y_{ij}} \\ \eta_{X_j} \\ \eta_{M_j} \\ \eta_{Y_j} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \zeta_{M_{ij}} \\ \zeta_{Y_{ij}} \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \dots \text{식 (II-16)} \end{aligned}$$

이때, α_j 는 잠재변수의 절편을 나타낸다. 이때, 1수준 잠재변수는 잠재 집단 평균으로부터 편차를 나타내므로, α_j 의 성분 중 $\eta_{M_{ij}}$ 와 $\eta_{Y_{ij}}$ 에 대응되는 성분은 0으로 고정된다. 또한, ζ_{ij} 는 1수준 잠재변수의 잔차 벡터를 나타내며, 잔차는 다변량 정규분포를 따른다고 가정한다.

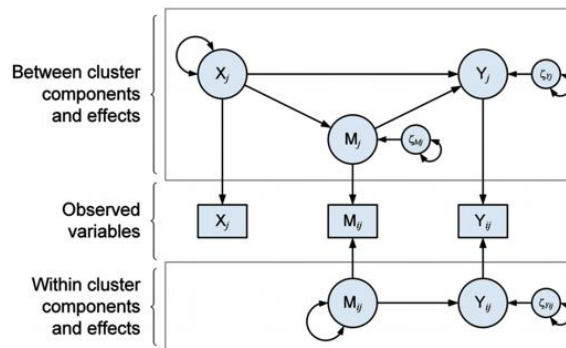
2수준 구조모형은 식 (II-17)과 같다. η_j 는 1수준 식에서 무선효과로

표현된 성분을 포함한다. 1수준 식에서 독립변수, 매개변수, 종속변수의 2수준 잠재변수의 절편은 무선효과로 표현되었다. 또한, 종속변수에 대한 매개변수의 집단 내 효과(B_{YM_j})는 무선효과로 가정하였다. 따라서 η_j 는 B_{YM_j} , $\alpha_{\eta X_j}$, $\alpha_{\eta M_j}$, $\alpha_{\eta Y_j}$ 을 성분으로 포함한다. β 행렬은 2수준 무선효과 간의 구조적 관계를 나타낸다. 따라서 β 의 β_{YX} 는 직접효과를 의미하고, β_{MX} 는 2수준에서 매개변수에 대한 독립변수의 효과를 의미한다. β_{YM} 는 종속변수에 대한 매개변수의 집단 간 효과(b_B)를 의미한다. 따라서 다층 구조방정식모형을 활용한 2-1-1 모형에서 직접효과는 β_{YX} 으로, 간접효과는 β_{MX} 성분과 β_{YM} 성분의 곱인 $\beta_{MX}\beta_{YM}$ 으로 추정된다.

2수준 구조모형: $\eta_j = \mu + \beta\eta_j + \zeta_j$

$$\begin{bmatrix} B_{YM_j} \\ \alpha_{\eta X_j} \\ \alpha_{\eta M_j} \\ \alpha_{\eta Y_j} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu_{B_{YM_j}} \\ \mu_{\alpha_{\eta X_j}} \\ \mu_{\alpha_{\eta M_j}} \\ \mu_{\alpha_{\eta Y_j}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \beta_{MX} & 0 & 0 \\ 0 & \beta_{YX} & \beta_{YM} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} B_{YM_j} \\ \alpha_{\eta X_j} \\ \alpha_{\eta M_j} \\ \alpha_{\eta Y_j} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \zeta_{B_{YM_j}} \\ \zeta_{\alpha_{\eta X_j}} \\ \zeta_{\alpha_{\eta M_j}} \\ \zeta_{\alpha_{\eta Y_j}} \end{bmatrix} \quad \dots \text{식 (II-17)}$$

이때, μ 는 무선효과의 평균을 의미하고, ζ_j 는 무선효과의 잔차 벡터로, 잔차는 다변량 정규분포를 따른다고 가정한다. 다층 구조방정식모형을 활용한 2-1-1 모형을 도식화하면 [그림 II-4]와 같다.



[그림 II-4] 다층 구조방정식모형을 활용한 2-1-1 모형
(Preacher et al., 2011)

라. 다층 매개효과의 검증

다층 매개효과를 검증하는 방법은 큰 맥락에서 단일 표본 방법(single sample method)과 재표집 방법(resampling method)으로 나뉜다. 단일 표본 방법은 추정치와 표준오차에 근거하는 방법을 의미하며, 재표집 방법은 원자료에 근거하여 경험적 분포를 형성하는 방법을 의미한다.

단일 표본 방법은 Sobel 검증, Delta 검증, 경험적 M-검증(empirical-M test), 결합 유의성 검증(joint significance test) 등이 있다. 이를 순차적으로 살펴보면, 많은 연구에서 흔하게 사용되고 있는 Sobel 검증은 Sobel(1982)의 1차 Taylor 급수에 근거한 점근적 표준오차를 이용하여 추정치를 검증한다. 점근적 표준오차는 식 (II-18)과 같다.

$$\sqrt{b^2 s_a^2 + a^2 s_b^2} \quad \dots \text{식 (II-18)}$$

Sobel 검증은 복잡한 모형에서 간접효과에 대한 점근적 표준오차로 유용하게 이용되어 왔지만, 간접효과 ab 가 정규분포를 따른다고 가정한다(Baron & Kenny, 1986). 하지만, 구조계수 a, b 가 개별적으로 정규분포를 따른다고 하더라도, 두 계수의 곱이 정규분포를 따른다고 가정할 수 없을뿐더러 왜도와 첨도의 문제를 갖는다. 또한 Sobel 검정은 간접효과 크기가 작을 때 검정력이 낮은 한계를 보인다(MacKinnon, Lockwood, & Williams, 2004; Shrout & Bolger, 2002).

한편, Delta 방법은 Sobel(1982)의 2차 Taylor 급수에 근거한 정확한 표준오차를 따라 추정치를 검증한다. 이때의 표준오차는 식 (II-19)와 같고, 식 (II-18)에 추가적으로 $s_a^2 s_b^2$ 항이 고려된다. 이때, a, b 가 다변량 정규분포를 따른다고 가정한다(MacKinnon, Lockwood, Hoffman, West, & Sheets, 2002).

$$\sqrt{b^2 s_a^2 + a^2 s_b^2 + s_a^2 s_b^2} \quad \dots \text{식 (II-19)}$$

M 검정(M test)은 정규분포를 따르지 않는 간접효과의 신뢰구간을 비대칭적(asymmetric)으로 추정한다. 즉, 신뢰구간의 상한값과 하한값을 결정하기 위하여 정규분포를 따르는 두 계수(a , b)의 곱의 분포(product distribution)로부터 임계치(critical value)를 구한다. 임계치는 유의 수준과 각 계수의 z 값(a/σ_a , b/σ_b)을 기준으로 Meeker et al. (1981)의 표로부터 찾는다. 이후, 표준화된 임계치(std.c.v.)⁷⁾에 근거하여 식 (II-20)과 같이 간접효과의 신뢰구간을 구한다(MacKinnon, Williams, & Lockwood, 2007; Pituch, Stapleton, & Kang, 2006).

$$(ab - std.c.v._{lower} * \sigma_{ab}, ab + std.c.v._{upper} * \sigma_{ab}) \quad \dots \text{식 (II-20)}$$

한편, Meeker et al. (1981)의 표는 각 계수의 z 값을 추정치가 아닌 실제 알고 있는 모수라고 가정한다. 따라서 추정치가 모수와 유사하지 않을 때, 정규분포를 따르는 두 계수의 곱의 분포는 정확한 임계치를 도출할 수 없다. 이러한 점에 주목하여 MacKinnon et al. (2004)은 임계치를 곱의 분포로부터 찾는 것이 아니라 시뮬레이션으로부터 찾는 방법을 고안하였다. 따라서 시뮬레이션 임계치를 적용하여 간접효과의 신뢰구간을 구할 수 있으며, 이 방법이 경험적 M-검정에 해당한다. 경험적 M-검정은 Sobel의 방법보다 검정력 및 1종 오류의 측면에서 보다 정확한 신뢰구간을 구할 수 있는 이점을 갖고 있어, 최근 매개효과와 관련된 연구에서 활발하게 쓰이고 있다(Li & Beretvas, 2013; MacKinnon et al., 2004, 2007; Pituch et al., 2006).

결합 유의성 검증은 간접효과와 관련된 각각의 구조계수가 통계적으로 유의하면 간접효과도 유의하다고 판단하는 방법이다. 이 접근은 검증의 절차가 간단하고, 다른 단일 표본 방법에 비하여 1종 오류와 검정력이 좋고, 부트스트래핑 방법과 유사한 결과를 보인다. 하지만, 간접효과에

7) Meeker et al. (1981)의 표에서 찾은 임계치를 표준화하는 방법은 다음과 같다 (MacKinnon et al., 2007).

$$\text{표준화 임계치} = \frac{\text{critical value} - z_a z_b}{\sqrt{z_a^2 + z_b^2 + 1}}$$

대한 신뢰구간을 구할 수 없는 제한점을 갖는다(Hayes & Scharkow, 2013; Pituch et al., 2006).

다음으로, 재표집 방법은 대표적으로 부트스트래핑(bootstrapping) 방법이 있다. 이 방법은 관찰된 원자료로부터 표본을 반복 표집하여 생성한 경험적 분포에 근거한다. 부트스트래핑 방법은 경험적 분포에서 신뢰구간의 폭과 관련된 백분위(percentile)에 근거하여 간접효과의 신뢰구간을 추정한다. 이와 같은 점에서 정규분포를 따르지 않는 간접효과 ab 의 분포를 특정할 필요가 없고, 특히 표본 크기나 효과크기가 작을 때 간접효과를 검증하는 데 유용하게 활용된다(Shrout & Bolger, 2002).

한편, 다층 모형에서 부트스트래핑 방법은 표집의 대상이 중요한 이슈이다. 왜냐하면, 부트스트래핑 방법은 부트스트랩 표본을 독립적이라고 가정하는데, 이때, 표본(개인)에 근거하여 반복 표집하면 한 집단에 소속된 표본은 독립성 가정을 위배하고, 모형에 포함된 설명변수를 더 이상 고정된 값으로 보지 못하기 때문이다. 반면, 집단 수준의 잔차에 근거하여 반복 표집하면 1수준 잔차의 독립성을 가정 할 수 있고, 모형의 설명변수를 고정된 값으로 간주할 수 있다(Carpenter, Goldstein, & Rasbash, 2003).

MacKinnon et al. (2004)에 의해 제안된 편의-교정(bias-corrected) 부트스트래핑 방법은 추정된 간접효과의 편의를 조정하기 위하여 신뢰구간을 백분위에 근거하여 조정한다. 예를 들어, 추정된 간접효과가 부트스트랩 표본의 중앙값에 해당하면, z 점수는 0에 해당하므로 편의에 대한 조정이 필요하지 않다. 반면, 추정된 간접효과가 부트스트랩 표본의 중앙값에 위치하지 않는다면, 즉, z 점수가 0 외의 값을 가지면, 편의의 조정이 필요하다. 따라서 표준정규분포 상에서 신뢰구간을 $(2\hat{z}-1.96, 2\hat{z}+1.96)$ 와 같이 정하고, 부트스트랩 표본에서 이에 대응하는 백분위로 편의-조정 신뢰구간을 추정한다(MacKinnon et al., 2004; Pituch et al., 2006). 이 방법은 백분위에 근거한 부트스트래핑 방법보다 1종 오류 및 검정력의 측면에서 정확한 신뢰구간을 추정할 수 있는 장점을 갖는다. 특히 표본의 크기가 작은 경우에 이러한 이점이 뚜렷하게 나타난다.

다층 매개효과를 검증하는 데 있어, 모의실험을 통해 여러 가지의 검증 방법이 비교되어 왔다. Pituch et al. (2006)은 편의-교정 부트스트래핑 방법, 경험적 M-검정이 순차적으로 1종 오류 및 검정력, 신뢰 구간의 측면에서 정확한 방법임을 보였다. 반면, Sobel 검증은 1종 오류, 검정력 및 신뢰구간의 정확성이 가장 낮은 것으로 나타났다. McNeish(2017) 역시, 2-2-1 구조를 떠는 간접효과를 검증하는 데 있어 Delta 방법, 경험적 M-검정, Monte carlo 방법을 비교하였다. 분석 결과, 검정력은 Monte carlo 방법에서 가장 높고, Delta 방법에서 가장 낮게 나타났다. 하지만, 세 방법 모두 집단의 수, 집단 크기, 효과크기가 클수록 검정력이 향상되는 모습을 보였다. 이때, 검정력은 다층 구조방정식모형보다 위계적 선형모형을 적용했을 때 더 높게 나타났다.

모의실험 연구를 통해 간접효과를 검증하는 데 있어 편의-교정 부트스트래핑 방법, 경험적 M-검정, Monte carlo 방법이 정확한 방법이라고 판단되었다. 그럼에도 불구하고, 경험적 M-검정(Li & Beretvas, 2013; Mak et al., 2017; Pituch, Whittaker, & Stapleon, 2005)을 사용하는 연구 외에, 다층 매개효과 분석을 위해 대부분의 연구에서 주로 Sobel 검증 및 Delta 방법(Mak et al., 2017; McNeish, 2017; Reyes et al., 2012; Tofighi & Thoemmes, 2014; Zhang et al., 2009), 결합 유의성 검증(Kelcey et al., 2017)의 방법이 실행되어 왔다.

2. 다층 구조방정식모형과 다층 매개효과

가. 다층 구조방정식모형의 개념과 추정

(1) 다층 구조방정식모형의 개념

다층 구조방정식모형은 전통적인 구조방정식모형에 다층 구조를 반영한 모형이다. 따라서 다층 구조방정식모형은 구조방정식모형과 다층 모형의 장점을 포괄한다. 즉, 구조방정식의 맥락에서, 다층 구조방정식모형은 복수의 관찰변수를 통해 측정오차를 통제하고, 요인 구조(factor structure)를 반영하여 잠재변수를 나타낸다. 또한, 모형적합도 지수에 근거하여 모형의 적합성을 비교적 객관적으로 판단한다. 다층 모형의 맥락에서, 다층 구조방정식모형은 집단의 절편에 무선효과를 허용하여 동일한 집단에 소속되어 있는 관측치 간의 비독립성을 반영한다. 이로부터 과소 추정된 표준오차로 인하여 1종 오류가 증가하는 문제를 해결한다 (Krull & MacKinnon, 2001; Pituch & Stapleton, 2008; Raudenbush & Bryk, 2002).

다층 구조방정식모형은 다양한 각도에서 접근되어 왔다(Goldstein & McDonald, 1988; Muthén, 1989, 1990; Muthén & Asparouhov, 2008). 이 중에서 Muthén & Asparouhov(2008)이 제안한 모형이 현재 가장 일반적으로 사용되고 있다. 따라서 이를 중점적으로 살펴보면 다음과 같다.

Muthén & Asparouhov(2008)은 식 (II-21) ~ 식 (II-23)과 같이 다층 구조방정식모형을 제안하였다.

$$\text{1수준 측정모형: } Y_{ij} = v_j + A_j\eta_{ij} + K_jX_{ij} + \epsilon_{ij} \quad \cdots \text{식 (II-21)}$$

$$\text{1수준 구조모형: } \eta_{ij} = \alpha_j + B_j\eta_{ij} + \Gamma_jX_{ij} + \zeta_{ij} \quad \cdots \text{식 (II-22)}$$

$$\text{2수준 구조모형: } \eta_j = \mu + B\eta_j + \Gamma X_j + \zeta_j \quad \cdots \text{식 (II-23)}$$

먼저, 식 (II-21)은 1수준 측정모형을 나타낸다. 따라서 Y_{ij} 는 1수준 측정변수 벡터이며, η_{ij} 는 1수준 잠재변수 벡터이다. A_j 행렬은 잠재변수와 측정변수의 관계, 즉, 요인 부하량(factor loading)의 정보를 포함한다. X_{ij} 는 1수준 외생변수(exogenous variable) 벡터를 나타내고, K_j 행렬은 외생변수와 측정변수의 관계를 나타낸다. 또한, v_j 는 측정변수의 절편 벡터를 의미하고, 측정오차 벡터 ϵ_{ij} 는 정규분포를 따른다고 가정한다. 이때, v_j , A_j , K_j 는 집단에 따라 다를 수 있는 무선효과로 가정하거나 모든 집단에서 동일한 고정효과로 가정할 수 있다.

다층 구조방정식모형의 구조모형은 각 수준별로 정의될 수 있으며, 식 (II-22)는 1수준 구조모형을 나타낸다. B_j 행렬은 1수준 잠재변수 간의 구조적 관계를 나타내고, Γ_j 행렬은 외생변수와 잠재변수 간의 구조적 관계를 나타낸다. 이때, α_j 는 잠재변수의 절편을 의미하고, ζ_{ij} 는 1수준 잠재변수의 설명오차(disturbance)를 의미하고, 정규분포를 따른다고 가정한다. 역시, B_j 와 Γ_j 은 집단에 따라 다르다고 가정하거나 소속된 집단과 관련 없이 동일하다고 가정할 수 있다.

마지막으로, 식 (II-23)은 2수준 구조모형을 나타낸다. η_j 는 1수준 모형에서 정의된 무선효과를 포함하는 벡터로, v_j , α_j , A_j , K_j , B_j , Γ_j 중에서 무선효과로 가정된 성분만 η_j 벡터에 포함된다. 이때, B 행렬은 무선효과 간의 구조적 관계를 나타낸다. 또한, X_j 은 2수준 외생변수를 나타내고, Γ 행렬은 2수준 외생변수와 무선효과 간의 구조적 관계를 나타낸다. 이때, ζ_j 는 무선효과의 잔차(residuals)를 나타내며, 정규분포를 따른다고 가정한다(Muthén & Asparouhov, 2008).

(2) 다층 구조방정식모형의 추정

집단에 소속되어 있는 개인의 관찰변수 벡터(y)의 공분산은 식 (II-24)와 같이 집단 내 공분산행렬(Σ_w , within covariance matrix)과 집단 간 공분산행렬(Σ_B , between covariance matrix)로 분리된다(Heck & Thomas, 2015).

$$V(y) = \Sigma_T = \Sigma_W + \Sigma_B \quad \cdots \text{식 (II-24)}$$

이를 자세히 살펴보기 위해, y_{ij} 를 $p \times 1$ 크기의 1수준 변수 벡터로, z_j 를 $q \times 1$ 크기의 2수준 변수 벡터로 가정한다면, 집단 j 에 소속된 개인 i 는 크기가 $(p+q) \times 1$ 인 d_{ij} 벡터를 갖는다. 이때, 집단 간 성분(between component)과 집단 내 성분(within component)이 서로 상관을 갖지 않고, 집단 내 공분산행렬은 모든 집단에서 동일(homogeneous)하다고 가정한다. 이러한 가정에 근거하여 d_{ij} 의 공분산행렬은 식 (II-25)와 같이 집단 간 공분산행렬과 집단 내 공분산행렬로 분리된다. 즉, 1수준 변수의 벡터 y_{ij} 는 y_{B_j} 와 $y_{W_{ij}}$ 와 같이 두 개의 수준으로 분리되며, 2수준 변수 벡터 z_j 는 2수준에서만 변동하므로 집단 내 공분산행렬에서는 0의 값을 갖는다(Ryu, 2008).

$$\text{Cov}(d_{ij}) = \text{cov} \left[\begin{pmatrix} z_j \\ y_{B_j} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ y_{W_{ij}} \end{pmatrix} \right] = \text{cov} \begin{pmatrix} z_j \\ y_{B_j} \end{pmatrix} + \text{cov} \begin{pmatrix} 0 \\ y_{W_{ij}} \end{pmatrix} \quad \cdots \text{식 (II-25)}$$

모형 공분산행렬에 대한 표본 공분산행렬의 추정량(estimator)은 다음과 같다(Muthén, 1989). 먼저, 집단 내 공분산행렬(Σ_W)의 표본 공분산행렬(S_{PW} , pooled within-group covariance matrix)은 식 (II-26)과 같다.

$$S_{PW} = \frac{1}{N-J} \sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^{n_j} (y_{ij} - \bar{y}_j)(y_{ij} - \bar{y}_j)' \quad \cdots \text{식 (II-26)}$$

(N : 총 사례 수, J : 집단의 수)

식 (II-26)에서 \bar{y}_j 는 y_{ij} 에 대한 집단 j 의 평균을 의미한다. 따라서 집단 내 공분산행렬은 개인의 관찰변수와 집단 평균의 차이에 근거하여 추정된다. 또한, 집단 간 공분산행렬(Σ_B)의 표본 공분산행렬(S_B)은 집단 평균 \bar{d}_j 과 전체 평균 μ 의 차이에 근거하여 추정되며, 식 (II-27)과 같다.

$$S_B = \frac{1}{J-1} \sum_{j=1}^J (\bar{d}_j - \mu)(\bar{d}_j - \mu)' \quad \cdots \text{식 (II-27)}$$

$$(\bar{d}_j = (z_j, \bar{y}_j), \mu = (\mu_z, \mu_y))$$

이때, 모든 집단이 동일한 크기($n_j = n$)로 이루어진 균형 자료(balanced data)라면, 합치함수 F (식 (II-28))를 최소화하는 최대우도(maximum likelihood) 추정량은 식 (II-29) ~ 식 (II-32)와 같은 관계를 따른다. 따라서 모형 공분산행렬의 추정치는 식 (II-31), 식 (II-32)와 같이 불편 추정치(unbiased estimates)이다.

$$F = J \log \left| \frac{1}{n} \Sigma_W + \Sigma_B \right| + (N - J) \log |\Sigma_W| \quad \cdots \text{식 (II-28)}$$

$$+ J \text{tr} \left[\left(\frac{1}{n} \Sigma_W + \Sigma_B \right)^{-1} S_B \right] + (N - J) \text{tr} [\Sigma_W^{-1} S_{PW}]$$

$$E(S_{PW}) = \Sigma_W \quad \cdots \text{식 (II-29)}$$

$$E(S_B) = n \Sigma_B + \Sigma_W \quad \cdots \text{식 (II-30)}$$

$$\widehat{\Sigma}_W = S_{PW} \quad \cdots \text{식 (II-31)}$$

$$\widehat{\Sigma}_B = \frac{1}{n} (S_B - S_{PW}) \quad \cdots \text{식 (II-32)}$$

한편, 집단에 따라 집단 크기가 다르다면, 식 (II-28)에 근거한 집단 간 공분산 행렬 추정치(식 (II-32))는 더 이상 불편 추정치가 아니다. 따라서 Σ_B 의 표본 공분산 행렬(식 (II-27))을 식 (II-33)과 같이 수정하여 집단 크기(d) 별로 Σ_B 의 표본 공분산행렬을 독립적으로 계산한다.

$$S_{Bd} = \frac{1}{J_d} \sum_{j=1}^{J_d} (\bar{d}_{jd} - \mu_d)(\bar{d}_{jd} - \mu_d)' \quad \cdots \text{식 (II-33)}$$

(J_d : 집단 크기가 d 인 집단의 수)

이때, 집단 크기가 다양할 경우, 계산이 복잡해지는 문제를 갖게 된다. 이에 따라 MUML(Muthén's ML)이 제안되었는데, 이는 사후 추정량(ad

hoc estimator) c 를 통해 S_B 를 하나의 값으로 계산할 수 있는 간단한 방법이다(Muthén, 1990). 즉, 식 (II-34)와 같은 c 로 S_B 를 식 (II-35)와 같이 교정하고, 합치함수 F 는 식 (II-36)와 같이 수정된다. 이때, 모든 집단의 집단 크기가 동일하다면, c 는 공통의 집단 크기 n 에 대응된다.

$$c = [N^2 - \sum_{j=1}^J N_j^2][N(J-1)]^{-1} \quad \dots \text{식 (II-34)}$$

$$S_B = \frac{1}{J-1} \begin{pmatrix} c \sum_j (z_j - \bar{z})(z_j - \bar{z})' & \text{symmetric} \\ c \frac{J}{N} \sum_j N_j (\bar{y}_j - \bar{y})(\bar{y}_j - \bar{y})' & \sum_j N_j (\bar{y}_j - \bar{y})(\bar{y}_j - \bar{y})' \end{pmatrix} \dots \text{식 (II-35)}$$

$$F = J[\log \begin{vmatrix} c\Sigma_{zz} & c\Sigma_{yz} \\ c\Sigma_{yz} & \Sigma_W + c\Sigma_B \end{vmatrix} + \text{tr} \begin{bmatrix} c\Sigma_{zz} & c\Sigma_{yz} \\ c\Sigma_{yz} & \Sigma_W + c\Sigma_B \end{bmatrix}^{-1} S_B] \quad \dots \text{식 (II-36)}$$

$$+ (N-J)[\log|\Sigma_W| + \text{tr}[\Sigma_W^{-1} S_{PW}]]$$

한편, 자료가 결측치(missing)를 포함할 때, 완전정보최대우도법(full information maximum likelihood, FIML)이 대안으로 널리 사용되어 왔다. FIML은 자료의 공분산행렬에 근거하여 우도를 계산하지 않고, 개인 i 의 원자료에 근거하여 우도를 추정한다. 이때, 개인에 따라 결측 패턴이 다르기 때문에 Σ 은 다른 차원을 갖는다. 개인 i 의 관찰된 변수 y_i 가 다변량 정규분포를 따른다고 가정하면, 개인 i 의 $-2\log L_i$ 는 식 (II-37)과 같다(Mehta & Neale, 2005).

$$-2\log L_i = K_i + \log|\Sigma_i| + (y_i - \mu_i)' \Sigma_i^{-1} (y_i - \mu_i) \quad \dots \text{식 (II-37)}$$

이때, 2수준 변수는 1수준의 변수와 독립적이므로 2수준의 우도는 1수준의 우도와 독립적으로 추정된다. 집단 j 의 관찰된 변수가 정규분포를 따른다고 가정하면, 2수준의 우도는 1수준과 같이 추정한다(Mehta & Neale, 2005).

한편, 자료가 다변량 정규성 가정을 위배하거나 다층 자료와 같이 관

측치가 독립적이지 않을 경우, 강건한(robust) 표준오차와 강건한 χ^2 을 사용하여 모형을 추정하는데, 이를 MLR(ML with robust standard errors)이라 한다. 이때, 강건한 표준오차는 일반적으로 관찰된 잔차 분산을 이용하며, Huber-White 샌드위치 추정량에 해당한다(Heck & Thomas, 2015; Hox, Maas, & Brinkhuis, 2010).

나. 다층 매개효과에 관한 모의실험 선행연구 분석

이 절에서는 다층 매개효과 분석에 있어 다층 구조방정식모형을 활용한 모의실험 연구를 중심으로 다루었다. 추정의 정확성, 효율성, 검정력의 측면으로 나누어 연구 결과를 순차적으로 살펴보면 다음과 같다.

먼저, 추정의 정확성의 측면에서, 다층 구조방정식모형은 UMM보다 매개효과의 집단 간 효과를 정확하게 추정하였다(Lüdtke et al., 2008). 구체적으로, Lüdtke et al. (2008)은 집단 간 효과가 집단 내 효과보다 큰 조건에서 ICC, 집단의 수, 집단 크기에 따른 추정치의 편의를 비교하였다. 분석 결과, ICC와 집단 크기가 작을수록 UMM은 집단 간 효과를 과소 추정하는 모습을 보였고, 이때 발생한 편의는 수용 가능한 수준을 벗어났다. 반면, 다층 구조방정식모형은 이를 일반적으로 과대 추정하는 모습을 보였지만, 이때 발생한 편의는 비교적 작은 크기로 나타났다.

또한, 맥락효과가 있는 조건에서 다층 구조방정식모형은 위계적 선형 모형보다 간접효과를 정확하게 추정하였다(Pham, 2017; Preacher et al., 2011; Talloen et al., 2018). 구체적으로 살펴보면, Preacher et al. (2011)은 Lüdtke et al. (2008)의 연구를 발전시켜 집단 간 효과가 집단 내 효과보다 큰 조건 하에서 모의실험을 수행하였다. 분석 결과, UMM은 대부분의 조건에서 간접효과를 과소 추정하였고, 이때의 편의는 수용 가능한 수준을 벗어났다. 다만, ICC가 0.40으로 크고, 집단 크기가 20개 이상일 때, UMM은 일반적으로 수용할 수 있는 수준의 편의를 보였다. 반면, 다층 구조방정식모형은 일반적으로 과대 추정하는 모습을 보였지만, ICC

가 0.05로 작거나 집단 크기가 5로 작은 경우를 제외하고, 대부분의 조건에서 간접효과를 정확하게 추정하였다.

Talloon et al. (2018) 역시 집단 간 효과가 집단 내 효과보다 큰 조건을 가정하여 두 모형으로부터 추정치의 정확성을 비교하였다. 분석 결과, 다층 구조방정식모형은 집단 크기가 5일 때 간접효과를 과대 추정하는 경우를 제외하고, 일반적으로 ICC와 집단 크기가 증가할수록 간접효과를 정확하게 추정하였다. 한편, 위계적 선형 모형은 자료의 조건과 관련 없이 일반적으로 간접효과를 과소 추정하였고, 이때의 편의는 수용할 수 없는 수준으로 나타났다. 이때, 직접효과는 간접효과와 반대 방향으로 과대 추정되었다.

Pham(2017)은 간접효과의 크기, 매개변수의 집단 간 효과와 집단 내 효과의 관계, ICC, 집단 크기의 조건을 변화시켜가며, 두 모형의 추정치의 정확성을 비교하였다. 분석 결과, 다층 구조방정식모형은 간접효과의 크기, 매개변수의 집단 간 효과와 집단 내 효과의 관계, ICC 등과 관련 없이 간접효과를 비교적 정확하게 추정하였다. 특히, 집단 간 효과의 크기가 작을수록 간접효과의 편의는 증가하는 모습을 보였지만, 여전히 간접효과는 정확하게 추정되었다. 반면, 위계적 선형 모형은 ICC와 집단 크기가 작을수록 간접효과를 부정확하게 추정하였고, 이러한 경향은 간접효과의 크기가 작을 때 뚜렷하게 나타났다. 또한, 위계적 선형 모형은 집단 간 효과가 집단 내 효과보다 클 때 간접효과를 과소 추정하였고, 반대로 집단 간 효과가 집단 내 효과보다 작을 때 간접효과를 과대 추정하였다.

이러한 선행연구(Pham, 2017; Preacher et al., 2011; Talloon et al., 2018)는 일관된 결과를 도출하였다. 먼저, 다층 구조방정식모형은 위계적 선형 모형보다 간접효과를 비교적 정확하게 추정하였다. 둘째, 맥락효과의 방향에 따라 두 모형은 다른 방향의 편의를 보였다. 즉, 집단 간 효과가 집단 내 효과보다 클 때, 위계적 선형 모형은 간접효과를 과소 추정하였다. 반면, 다층 구조방정식모형은 간접효과를 정확하게 추정하지만, 과대 추정하는 모습을 나타냈다. 셋째, 간접효과는 ICC, 집단 크기가 클

때 정확하게 추정되었다.

다음으로 효율성의 측면에서, 다층 구조방정식모형과 위계적 선형 모형의 효율성은 자료의 조건에 따라 다르게 나타났다. 집단의 수가 적거나 ICC가 낮은 경우에는 위계적 선형 모형이 더 나은 효율성을 보였지만, 집단의 수가 많거나 ICC가 높은 경우에는 다층 구조방정식모형이 더 높은 효율성을 보였다(Lüdtke et al., 2008; Preacher et al., 2011; Talloen et al., 2018). 이를 구체적으로 살펴보면 다음과 같다.

Lüdtke et al. (2008)에 따르면, ICC가 작을 경우에 위계적 선형 모형이 집단 간 효과를 보다 효율적으로 추정하였고, ICC가 클 경우에는 다층 구조방정식모형이 집단 간 효과를 보다 일관적으로 추정하였다. 구체적으로, 집단의 수가 적은 경우(50개)에는 ICC가 0.05에서 0.20까지 증가하거나 집단 크기가 증가하더라도, 위계적 선형 모형이 집단 간 효과를 더 일관적으로 추정하였다. 반면, 집단의 수가 많은 경우(200개 이상)에는 ICC 또는 집단 크기가 작더라도 다층 구조방정식모형이 일반적으로 집단 간 효과를 보다 효율적으로 추정하였다.

Preacher et al. (2011)의 연구에서는 집단의 수, 집단 크기가 증가할수록 UMM과 다층 구조방정식모형의 효율성이 향상되는 모습을 보였다. 이때, 집단 크기와 집단의 수가 모두 큰 조건(예; 집단 크기: 50, 집단의 수: 300개 이상)을 제외하고 UMM의 효율성이 일반적으로 다층 구조방정식모형의 효율성보다 높게 나타났다. 하지만, ICC가 증가할수록 다층 구조방정식모형의 효율성은 향상되는 모습을 보여, 적절한 수의 집단과 집단 크기가 있을 때 UMM과 유사한 효율성을 보였다. 또한, ICC가 0.20으로 증가할 때까지 다층 구조방정식모형의 효율성이 향상되지만, ICC가 그 이상으로 증가할 경우에 오히려 효율성이 감소하는 모습을 보였다.

한편, Talloen et al. (2018)은 집단의 수를 20으로 고정하고, ICC, 집단 크기에 따른 효율성을 분석하였다. 분석 결과, 집단 크기와 ICC가 증가함에도 불구하고 위계적 선형 모형의 효율성이 다층 구조방정식모형보다 높게 나타났다. 이는 앞선 결과와 다른 모습을 보이는 것 같다. 하지만,

Talloon et al. (2018)은 다른 연구에 비하여 집단의 수(20)를 작게 설정하였기 때문에 집단 크기와 ICC가 증가함에도 다층 구조방정식모형의 효율성이 크게 증가하지 않았다.

이러한 선행연구(Pham, 2017; Preacher et al., 2011; Talloon et al., 2018)는 일반적으로 위계적 선형 모형의 효율성이 다층 구조방정식모형의 효율성보다 더 좋은 것으로 나타났다. 하지만, ICC, 집단의 수, 집단 크기가 증가할수록 다층 구조방정식모형의 효율성이 향상되어, 위계적 선형 모형의 효율성과 유사하거나 더 높은 효율성을 보이기도 하였다.

마지막으로, 검정력을 살펴보면, 간접효과의 효과크기, 집단의 수, 집단 크기, ICC가 증가할수록 향상되었다(Preacher et al., 2011; Pham, 2017). 구체적으로 살펴보면, Preacher et al. (2011)은 간접효과의 크기가 0.10 ($a=0.2$, $b_B=0.5$)일 때, UMM과 다층 구조방정식모형의 검정력을 자료의 조건에 따라 비교하였다. 두 모형의 검정력을 비교하면, UMM의 검정력은 일반적으로 다층 구조방정식모형의 검정력보다 높게 나타났다. 즉, 집단 크기가 5로 작고, 300개 이상으로 집단의 수가 많을 때, ICC가 0.05로 작더라도 UMM의 검정력은 0.800 이상의 값을 보였다. 반면, 다층 구조방정식모형은 ICC가 0.20 이상인 경우에만 0.800 이상의 검정력을 가졌다. 추가적으로, 다층 구조방정식모형의 검정력은 집단 크기가 20일 경우에는 집단의 수가 100개 이상이고 ICC가 0.10 이상일 때, 양호한 검정력을 보였다. 또한, 두 모형에 근거한 검정력은 모두 집단의 수, 집단 크기가 증가할수록 총 사례 수가 증가하기 때문에 검정력이 향상되는 모습을 보였다. 반면, 두 모형의 검정력은 일반적으로 ICC가 0.20으로 증가할 때까지는 향상되지만, ICC가 0.40으로 증가할 때 오히려 검정력이 감소하는 모습을 보였는데, 효율성의 경향과 유사한 모습을 보인다.

Pham(2017)은 간접효과의 효과크기를 변화시켜가며 1종 오류 및 검정력을 비교하였다. 먼저, 경험적 1종 오류를 살펴보기 위해 간접효과와 관련된 두 구조계수가 모두 0이라고 가정하였다. 분석 결과, UMM의 1종 오류 비율은 집단의 수가 작은 경우에 0에 가까운 값을 보였지만, 집단의 수가 300개 이상일 때 $\alpha=.05$ 수준과 유사하였다. 반면, 다층 구조방정

식모형의 1종 오류 비율은 집단의 수, 집단 크기와 관련 없이 일반적으로 0에 가까운 값을 가져 $\alpha=.05$ 수준보다 지나치게 낮게 나타났다.

다음으로, 검정력을 살펴보면, UMM은 일반적으로 다층 구조방정식모형보다 높은 검정력을 보였다. 구체적으로, 간접효과의 효과크기가 작은 경우(0.03)에 UMM은 집단의 수가 약 300개 이상일 때 0.800 이상의 검정력을 보였지만, 다층 구조방정식모형은 집단의 수가 그 이상으로 증가하더라도 0.500 이하의 검정력을 보였다. 반면, 간접효과의 효과크기가 0.12 이상으로 증가한 경우에는, 다층 구조방정식모형도 집단의 수가 약 300개 이상일 때 0.800 이상의 검정력을 보였다. 또한, η^2 분석을 통해 검정력에 주요한 영향을 미치는 요인을 살펴본 결과, UMM의 검정력은 간접효과의 효과크기, 집단의 수에만 영향을 받는 반면, 다층 구조방정식모형의 검정력은 간접효과의 효과크기, 집단의 수, 집단 크기, ICC에 모두 영향을 받는 것으로 나타났다.

다층 매개효과 분석을 위해 다층 구조방정식모형을 활용한 모의실험 선행연구를 정리하면 <표 II-2>와 같다.

<표 II-2> 다층 구조방정식모형을 활용한 모의실험 선행연구 정리

선행연구	조건	결과(정확성, 효율성, 검정력)
Preacher et al. (2011)	·ICC=.05, .10, .20, .40	·정확성(간접효과)
	·집단 수: 20, 50, 100, 300, 500, 1000	- 일반적으로 간접효과를 과대 추정하거나 정확하게 추정
	·집단 크기: 5, 20, 50	(ICC=0.05, 집단 크기=5: 과소 추정)
	·간접효과 크기: .1(.2*.5)	- ICC, 집단의 수, 집단 크기가 증가할수록 정확성 향상
	·직접효과 크기: .10	
	·효율성	
	·매락효과 유형: - $b_B(.5) > b_W(.2)$	- ICC가 0.20까지 증가할 때에는 효율성은 향상하지만, 그 이후에는 감소하는 경향을 보임 - 집단 수, 집단 크기가 증가할수록 향상되는 경향을 보임

선행연구	조건	결과(정확성, 효율성, 검정력)
		<ul style="list-style-type: none"> ·검정력(0.800 이상일 최소 조건) <ul style="list-style-type: none"> - ICC=0.05: 집단 크기가 50이고, 집단의 수가 300개 이상인 경우 - ICC=0.10: 집단 크기가 20이고, 집단의 수가 100개 이상일 경우 - ICC=0.20: 집단 크기가 5이고, 집단의 수가 300개 이상이거나 집단 크기가 20이고, 집단의 수가 100개 이상일 때
Pham(2017)	·ICC=.05, .20, .40	·정확성
	·집단 수: 20, 50, 100, 300, 1000	<ul style="list-style-type: none"> - 간접효과 효과크기, 맥락효과 유형, ICC 등과 관련 없이 비교적 정확하게 추정 - $b_B > b_W$: 간접효과 과대 추정 - $b_B < b_W$: 간접효과 과소 추정
	·평균 집단 크기: 5, 20, 50	
	·간접효과 크기: <ul style="list-style-type: none"> -0.03(.3*.1) -0.12(.3*.4) -0.24(.6*.4) -0.00(.0*.0) (1종 오류) 	<ul style="list-style-type: none"> ·1종 오류 <ul style="list-style-type: none"> - a, b_B 모두 0일 때, 간접효과 경험적 1종 오류는 0.000에 가까워 $\alpha=.05$ 수준보다 낮게 나타남.
	·직접효과 크기: 0.1	
	·집단 내 효과: 0.2	<ul style="list-style-type: none"> ·검정력 <ul style="list-style-type: none"> - 간접효과크기, 집단 수, 집단 크기, ICC 증가할수록 향상(η^2 분석) - 간접효과크기=0.03: 모든 조건에서 검정력은 0.500보다 작음 - 간접효과크기=0.12, 0.24: 약 300개 이상의 집단이 있을 때 0.800 이상의 검정력
Talloen et al. (2018)	·ICC=.20, .30, .40	·정확성(집단 수=20인 경우에 한함)
	·집단 수: 20, 50, 100 ·집단 크기: 5, 10, 20	<ul style="list-style-type: none"> - 일반적으로 정확하게 추정 - ICC, 집단 크기 증가할수록 향상 - 집단 크기=5: 간접효과 과대 추정

선행연구	조건	결과(정확성, 효율성, 검정력)
	· 간접효과 크기: .1(.2*.5)	· 효율성(집단 수=20인 경우에 한함)
	· 직접효과 크기: .10	- 집단 수가 작아 ICC, 집단 크기가 증가하더라도 HLM보다 낮은 효율성
	· 맥락효과 유형:	
	$-b_B(.5) > b_W(.2)$	

위와 같은 선행연구는 다층 구조방정식모형을 활용하여 간접효과를 정확하고 효율적으로 추정하기 위한 적절한 자료의 조건을 탐색했다는 점에서 이점을 보인다. 그럼에도 불구하고 다음과 같은 제한점을 갖는다. 첫째, 실제적으로 독립변수는 매개변수를 부분 매개하여 종속변수에 영향을 미친다. 즉, 매개효과 모형에 간접효과뿐만 아니라 직접효과도 고려되어야 한다. 하지만, Talloen et al. (2018)의 연구를 제외한 대부분의 선행연구는 직접효과는 배제하고 간접효과 추정치의 양호도에 중점을 두어 왔다(Bauer et al., 2006; Kelcey et al., 2017; Krull & MacKinnon, 1999, 2001; Li & Beretvas, 2013; McNeish, 2017; Pham, 2017; Pituch et al., 2005, 2006; Pituch & Stapleton, 2008; Preacher et al., 2011; Zhang et al., 2009).⁸⁾

둘째, Pham(2017)과 Zhang et al. (2009)의 연구를 제외하고, 매개변수의 맥락효과를 고려한 선행연구는 맥락효과를 한 가지 유형으로 고정하여 간접효과 추정치의 양호도를 살펴보았다(Preacher et al., 2011; Talloen et al., 2018). 즉, Preacher et al. (2011)와 Talloen et al. (2018)은 매개변수의 집단 간 효과가 집단 내 효과보다 더 큰 조건에 한하여, 다층 구조방정식모형을 활용했을 때 간접효과가 과대 추정되고 있음을 확인하였다. 반면, Pham (2017)은 매개변수의 집단 간 효과와 집단 내 효과 중 어떠한 효과가 더 큰 지에 따라, 간접효과가 추정되는 방향이 다르게 나타남을 보였다. 이러한 점에 근거하여 매개변수의 집단 간 효과와 집단 내 효과의 관계에 따라 간접효과와 직접효과가 종합적으로 어

8) 이 절에서는 다층 구조방정식모형을 적용한 선행연구만 분석하였지만, 인용된 논문들은 위계적 선형 모형 등을 활용한 모든 모의실험 연구를 포함한다.

떻게 편의 되는지 살펴볼 필요가 있다.

마지막으로, 실증 연구에서는 많은 연구자에 의해 독립변수 및 매개변수가 복수로 이루어져 있는 다층 매개효과 모형이 가정된다(김효진, 오승연, 홍세희, 2018; Intravia et al., 2017; Mierlo et al., 2007; Park et al., 2017; Piontek et al., 2008; Weng & Chang, 2015; Yılmaz, 2012). 하지만, 다층 매개효과에 관한 모든 모의실험 선행연구는 독립변수, 매개변수, 종속변수가 모두 하나씩 있는 구조를 가정하였다(Bauer et al., 2006; Krull & MacKinnon, 1999, 2001; Li & Beretvas, 2013; Lüdtke et al., 2008; MacKinnon, 2002, 2004, 2007; McNeish, 2017; Pham, 2017; Pituch et al., 2005, 2006; Pituch & Stapleton, 2008; Preacher et al., 2011; Talloen et al., 2018; Zhang et al., 2009). 즉, 모의실험 연구는 실제 상황에서 나타나는 복잡한 구조를 간단하게 가정하였다. 따라서 모의실험 연구가 제안하는 적합한 자료의 조건은 실제 요구되는 자료의 조건보다 완화된 조건일 수 있다. 이러한 점에서 변수 간의 복잡한 구조를 반영하기 위하여 복수의 독립변수 및 매개변수를 가정하여 모의실험을 수행할 필요가 있다.

Ⅲ. 연구1: 독립변수 및 매개변수가 하나씩인 구조에서의 다층 매개효과 검증

1. 연구의 목적 및 연구 문제

연구1에서는 독립변수, 매개변수, 종속변수가 모두 하나씩 있는 2-1-1 구조에서 다층 구조방정식모형을 활용하여 매개효과를 검증한다. 연구1의 목적은 맥락효과의 유형과 다층 자료의 조건에 따라 직접효과와 간접효과 추정치의 양호도를 비교하는 데 있다.

학교 현장에서 맥락효과는 종종 관찰된다. 예를 들어, 사회경제적지위 (SES)와 학업성취의 관계에 있어, 평균적으로 SES가 높은 가정일수록 학생의 학습에 많은 투자를 하므로 SES가 높은 학생의 비율이 높은 학교일수록 평균적으로 높은 학업성취를 보인다. 이때, 낮은 SES를 보이는 학생이더라도 평균적으로 SES 수준이 높은 학교에 재학할 경우에 친구들의 학습 분위기에 영향을 받아, 동일한 SES 수준의 학생이 평균 SES 수준이 낮은 학교에 재학하는 학생보다 더 높은 성취를 보일 수 있다. 또 다른 예시로는, 수학성취에 대한 성별의 영향을 살펴보면, 남학생의 비율이 높은 학교에서 평균적으로 더 높은 수학성취를 보인다. 하지만, 학생 개인 측면에서 남학생의 비율이 높은 학교에서 여학생이 더 높은 수학성취를 보일 수 있다(김소영, 2013). 전자의 예시는 맥락효과가 학교 및 개인 수준에서 동일한 방향으로 나타나는 상황을, 후자의 예시는 변수의 효과가 수준에 따라 반대 방향으로 나타나는 상황을 보여준다.

이와 같이 교육 현장에서 맥락효과가 다양한 형태로 발생할 수 있는 점을 반영하기 위해, 연구1에서는 다층 자료의 조건에 매개변수의 맥락효과의 조건을 추가하였다. 이러한 점에서 다층 구조방정식모형을 활용한 모의실험 연구는 일반적으로 매개변수의 집단 간 효과가 집단 내 효과보다 더 큰 상황에 한하여 다층 자료의 조건에 따라 간접효과 추정치

를 비교하였다는 점에서 제한점을 갖는다(Preacher et al., 2011; Talloen et al., 2018). 따라서 연구1에서는 맥락효과가 다양한 유형으로 나타날 수 있는 점을 반영하기 위해 매개변수의 맥락효과의 조건(집단 간 효과, 집단 내 효과)을 다음과 같이 변화시켰다. 즉, 맥락효과가 없는 경우(집단 간 효과와 집단 내 효과가 동일한 경우), 집단 간 효과와 집단 내 효과가 동일한 방향(집단 간 효과의 크기가 더 크거나 작은 경우)으로 나타나거나 반대 방향으로 나타나는 경우로 나누었다.

따라서 연구1에서는 2-1-1 구조를 따르는 모의실험 자료에서 맥락효과와 다층 자료의 조건을 변화시켜가며 다층 구조방정식모형을 활용하여 매개효과를 분석하였다. 이때, 일반적으로 매개효과가 부분적으로 발생하는 점을 반영하기 위하여 간접효과뿐만 아니라 직접효과의 추정치도 종합적으로 비교하고자 하였다. 연구1의 모의실험에 대한 연구문제를 구체적으로 기술하면 다음과 같다.

연구문제 1. 독립변수 및 매개변수가 하나씩 있는 2-1-1 구조에서 다층 매개효과를 검증할 때, 맥락효과와 자료의 구조에 따라 직·간접효과 추정치의 양호도는 어떠한가?

연구문제 1-1. 다층 매개효과를 검증할 때, 자료의 조건(맥락효과의 유형, 집단의 수, 집단 크기, ICC)에 따라 직·간접효과 추정치의 정확성은 어떠한가?

연구문제 1-2. 다층 매개효과를 검증할 때, 자료의 조건(맥락효과의 유형, 집단의 수, 집단 크기, ICC)에 따라 직·간접효과 추정치의 효율성은 어떠한가?

연구문제 1-3. 다층 매개효과를 검증할 때, 자료의 조건(맥락효과의 유형, 집단의 수, 집단 크기, ICC)에 따라 직·간접효과 추정치의 검정력은 어떠한가?

2. 연구 방법

가. 연구 자료

(1) 자료의 조건

연구의 자료는 모의실험 자료를 생성하여 활용하였다. 연구1에서는 독립변수, 매개변수, 종속변수가 모두 하나씩 있는 2-1-1 구조를 띤다. 이에 근거하여 직·간접효과 추정치의 정확성, 효율성 및 검정력을 다양한 조건 하에서 비교하기 위하여 집단의 수, 집단 크기, ICC, 맥락효과의 조건을 변화시켜가며 자료를 생성하였다. 이에 대한 조건을 순차적으로 살펴보면 다음과 같다.

먼저, 집단의 수 조건은 30개, 50개, 100개, 150개의 4가지 조건을 고려하였다. 30개의 조건은 다음과 같은 점을 고려하여 설정하였다. 우선, 다층 매개효과 분석과 관련된 모의실험 연구에서 집단의 수를 30개의 조건으로 설정한 점에 근거하였다(Kelcey et al., 2017; Krull & MacKinnon, 1999; Pituch et al., 2005; Zhang et al., 2009).⁹⁾ 또한, 실제 자료를 수집

9) 모의실험 자료를 생성하기 위하여 참고한 모의실험 연구들이 집단의 수를 어떠한 조건으로 설정하였는지 구체적으로 제시하면 아래 표와 같다.

참고한 논문	집단의 수				
	30 미만	30	50	100	100 초과
Bauer et al. (2006)	○		○	○	○
Kelcey et al. (2017)	○	○	○	○	○
Krull & MacKinnon (1999)	○	○	○	○	○
Krull & MacKinnon (2001)	○		○	○	
Lüdtke et al. (2008)			○	○	○
McNeish (2017)	○		○	○	
Pham (2017)	○		○	○	○
Pituch et al. (2005)	○	○			
Preacher et al. (2011)	○		○	○	○
Ryu (2008)			○	○	○
Talloe et al. (2018)	○		○	○	
Zhang et al. (2009)		○	○		○

하여 다층 모형을 적용한 국내 박사학위논문이 일반적으로 Kreft(1996)에 근거하여 최소 30개의 집단을 확보하기 위하여 자료 수집을 계획한 점을 고려하였다(권순형, 2014; 김기용, 2010; 김수연, 2017; 김해경, 2016; 김호, 2007; 방은정, 2015; 석영미, 2016; 송정화, 2011; 윤미숙, 2017; 전승환, 2013; 정지은, 2017; 허은정, 2011).¹⁰⁾ 50개의 조건 역시, 선행연구에서 집단의 수를 50개로 설정한 점을 고려하여 설정하였다

10) 다음의 표는 국내 박사학위논문 중 직접 자료를 수집하여 다층 모형을 적용한 논문들의 목록이다. 제시된 논문들은 RISS에서 ‘위계적 선형 모형’, ‘HLM’, ‘다층 구조방정식 모형’으로 검색된 논문 중에서 연구자가 직접 자료를 수집하여 연구를 수행한 논문에 해당한다. 표는 ‘집단의 수’를 기준으로 내림차순 하여 정리하였다.

논문	자료	구조	ICC	표본 크기*		
				NG	A-GS	n
이철구(2011)	서울, 경기, 강원 지역 초, 중, 고등학교	학교-교사	.037~.116	222	9.68	2,148
송영명(2009)	전국 11개교	학급-학생	.001~.050	68	31.91	2,170
송정화(2011)	전북 지역의 초등학교	교사-학생	.009~.020	45	31.29	1,408
	전북 지역의 고등학교	교사-학생	.000~.017	43	29.93	1,287
권순형(2014)	강원도교육청 소속 초등학교	학교-학생	.054	43	28.00	1,204
김수연(2017)	-	교사-학생	.04~.06	43	21.67	932
			.03~.23			
			.05~.09			
허은정(2011)	서울특별시 공립 초등학교	학교-교사	.028~.037	43	21.77	936
김호(2007)	대전광역시교육청 산하 유치원	교사-학생	.122~.252	42	17.93	753
석영미(2016)	수도권/비수도권 전문대학	대학-교수	.435	40	11.03	441
윤미숙(2017)	전문대학 재학생 중 졸업예정자	대학-학생	.253	32	38.56	1,234
정지은(2017)	국내 4년제 대학에 재적 중 3학년 이상의 대학생	대학-학생	.085	32	25.75	824
허은정(2011)	서울특별시 공립 중학교	학교-교사	.013~.045	32	22.84	731
방은정(2015)	서울, 경기 유치원 만 5세반 학급	교사-학생	.099~.338	31	12.00	372
김해경(2016)	중국인 유학생 100명 이상 대학, 지역	대학-학생	.067	31	45.68	1,416
김기용(2010)	수도권/비수도권 전문대학	대학-교수	.044	30	14.80	444
변선주(2016)	부산광역시 공립/사립 유치원	교사-학생	.186~.444	23	10.70	246
	전국 21개 마이스티고 교사					
전승환(2013)	전국 21개 마이스티고 교사	학교-교사	.076	21	18.57	390
최정호(2013)	서울대 입학사정관 전문양성·훈련 프로그램 참가 교사	학교-학생	.052~.309	13	125.46	1,631

*NG: 집단의 수, A-GS: 평균 집단 크기, n: 전체 사례 수

(Bauer et al., 2006; Kelcey et al., 2017; Krull & MacKinnon, 1999, 2001; Lüdtke et al., 2008; McNeish, 2017; Pham, 2017; Preacher et al., 2011; Ryu, 2008; Talloen et al., 2018; Zhang et al., 2009). 또한, 앞서 언급된 국내 박사학위논문이 실제로 30 ~ 50개 범위의 집단을 수집하여 연구를 수행한 점도 고려하였다(권순형, 2014; 김기용, 2010; 김수연, 2017; 김해경, 2016; 김호, 2007; 방은정, 2015; 석영미, 2016; 송정화, 2011; 윤미숙, 2017; 정지은, 2017; 허은정, 2011). 100개의 조건 역시, 선행연구를 참고하여 설정하였다(Bauer et al., 2006; Kelcey et al., 2017; Krull & MacKinnon, 1999, 2001; Lüdtke et al., 2008; McNeish, 2017; Pham, 2017; Preacher et al., 2011; Ryu, 2008; Talloen et al., 2018). 마지막으로, 150개의 조건은 PISA 2015와 TIMSS 2015에서 표집된 학교의 수(각각 168학교, 150학교)를 참고하여 추가하였다(김성숙, 임해미, 박혜영, 한정아, 2015; 김수진, 이재봉, 박지현, 이문수, 2015).

둘째, 집단 크기 조건은 5명, 10명, 25명, 50명의 4가지 조건을 고려하였다. 이와 같은 조건은 동일한 학교에 소속되어 있는 교사 또는 학생이 표집 될 수 있는 상황을 가정하였다. 먼저, 교사의 경우, 한 학교에서 5명 또는 10명이 표집되는 상황을 가정하였다. 이는 국내 패널 자료(경기교육종단연구, 서울교육종단연구)¹¹⁾에서 교사는 대부분의 학교에서 10명 이하 또는 11~20명 정도 선정되고 있으며, 선행연구에서 집단 크기를 5(Krull & MacKinnon, 1999, 2001; Lüdtke et al., 2008; Pham, 2017; Pituch et al., 2005, 2006; Talloen et al., 2018; Zhang et al., 2009)와

11) 경기교육종단연구(GEPS) 및 서울교육종단연구(SELS)의 특정 차수를 기준으로 한 학교에서 표집된 교사 수는 아래와 같다. 표에 제시된 바와 같이, 대부분의 학교에서는 10명 이하 또는 11~20명의 교사가 표집 되었다.

패널	차수	자료	학교 수	학교 당 교사 수(단위: %)			전체 교사 수
				10명 이하	11~20	21~30	
GEPS	3차	고등학교 패널	63	4.19	82.33	13.48	979
		중학교 패널	63	31.29	68.71	-	684
		초등학교 패널	85	78.74	21.26	-	522
SELS	4차	중학교 패널	298	93.65	6.35	-	1,905
		일반계고 패널	237	47.93	52.07	-	2,203
		특성화고 패널	80	88.51	11.49	-	496

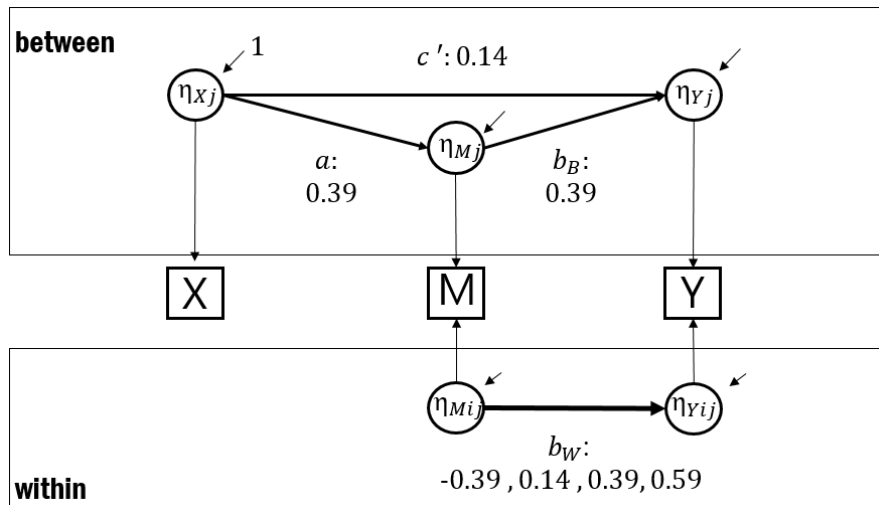
10(Krull & MacKinnon, 1999, 2001; Lüdtke et al., 2008; Pham, 2017; Pituch et al., 2005, 2006; Talloen et al., 2018)으로 설정한 점에 근거하였다. 또한, 학생의 경우, 한 학교에서 25명 또는 50명이 표집되는 상황을 가정하였다. 이는 학급 당 평균 학생 수가 약 25명이라는 점에 근거하여 한 학교에서 1~2개 학급을 표집할 수 있는 상황을 가정하였다(교육부, 한국교육개발원, 2016). 실제, 한국교육종단연구(KELS)는 학교 당 50명의 학생을 표본 대상으로 목표로 하여 자료를 수집하였다(이규민, 강상진, 김현철, 2007).

셋째, 매개변수와 종속변수의 잔차 ICC(residual ICC)의 조건은 0.05, 0.10, 0.20의 3가지 조건을 고려하였다. 이는 선행연구에 근거하여 0.05(Krull & MacKinnon, 1999, 2001; Li & Beretvas, 2013; Lüdtke et al., 2008; Pham, 2017; Pituch et al., 2005; Preacher et al., 2011), 0.10(Krull & MacKinnon, 1999; Lüdtke et al., 2008; Pituch & Stapleton, 2012; Preacher et al., 2011), 0.20(Krull & MacKinnon, 1999; Lüdtke et al., 2008; McNeish, 2017; Pham, 2017; Pituch & Stapleton, 2008, 2012; Preacher et al., 2011; Talloen et al., 2018)으로 조건을 설정하였다.

마지막으로, 맥락효과 유형은 맥락효과가 없는 경우, 집단 간 효과가 집단 내 효과보다 더 크거나 작은 경우, 집단 간 효과와 집단 내 효과가 반대 방향으로 나타나는 경우와 같이 4가지의 조건을 고려하였다. 이를 위해 종속변수와 매개변수 간의 구조계수의 크기를 변화시켰다. 전반적으로, Cohen(1998)이 제시한 효과크기와 이에 근거한 선행연구를 따라 구조계수의 크기를 0.14(small effect size), 0.39(medium effect size), 0.59(large effect size)로 설정하였다(MacKinnon et al., 2002, 2004, 2007; Zhang et al., 2009).

[그림 III-1]에 제시된 바와 같이, 먼저, 종속변수에 대한 독립변수의 직접효과(c')는 대부분의 선행연구에서 직접효과를 작은 효과크기로 고정하였다는 점을 반영하여 작은 효과크기인 0.14로 고정하였다(Kelcey et al., 2017; Pituch et al., 2005, 2006; Pituch & Stapleton, 2008; Preacher et al., 2011; Talloen et al., 2018). 또한, 독립변수와 매개변수의 관계(a)

는 선행연구에서 구조계수의 크기가 중간 효과크기로 고려된 점을 반영하여 0.39로 고정하였다(Bauer et al., 2006; Krull & MacKinnon, 1999, 2001; Li & Beretvas, 2013; Pituch et al., 2005, 2006; Pituch & Stapleton, 2008; Talloen et al., 2018; Zhang et al., 2009).



[그림 III-1] 연구1 다층 매개효과 모형의 구조계수 조건

또한, 매개변수의 맥락효과의 4가지 유형을 고려하기 위하여, 집단 내 효과(b_W)와 집단 간 효과(b_B)의 조건을 다음과 같이 설정하였다. 먼저, b_B 는 선행연구에서 중간 효과크기로 고려된 점을 반영하여 0.39로 고정하였다(Bauer et al., 2006; Krull & MacKinnon, 1999; Li & Beretvas, 2013; Preacher et al., 2011; Zhang et al., 2009). 이때, b_W 는 맥락효과의 유형을 나누기 위하여 효과의 방향과 크기(small, medium, large effect size)를 고려하여 -0.39, 0.14, 0.39, 0.59와 같은 4개의 조건을 설정하였다(Zhang et al., 2009). 따라서 맥락효과의 유형은 총 4가지로 나뉜다. 먼저, 맥락효과가 없는 경우($b_B=0.39$, $b_W=0.39$)가 존재한다. 또한, 집단 간 효과와 집단 내 효과의 방향이 동일할 때, 집단 간 효과가 더 크거나($b_B=0.39$, $b_W=0.14$) 작은 경우($b_B=0.39$, $b_W=0.59$)가 존재한다. 마지막으로, 두 효과가 반대 방향으로 나타날 때, 집단 간 효과와 집단 내 효과의 크기

가 동일한 경우($b_B=0.39$, $b_W=-0.39$)가 존재한다.

종합적으로, 모의실험의 자료 생성 조건은 총 192개 조건(집단의 수 4개 조건×집단 크기 4개 조건×ICC 3개 조건×구조계수 4개 조건)으로 설정하였으며, 이를 표로 요약하면 <표 III-1>과 같다.

<표 III-1> 연구1의 자료 생성 조건

구분	조건	근거
집단의 수	30개 / 50개 / 100개 / 150개	·모의실험 선행연구 ·직접 자료를 수집하여 다층 모형을 적용한 국내 박사학위논문 ·PISA, TIMSS와 같은 국제비교자료
집단 크기	5명 / 10명 / 25명 / 50명	·국내 교육 분야 패널자료(GEPS, KELS, SELS) ·교육통계연보(교육부, 한국교육개발원, 2016) ·모의실험 선행연구
ICC	0.05 / 0.10 / 0.20	·모의실험 선행연구
구조 계수	b_w -0.39 / 0.14 / 0.39 / 0.59 b_B 0.39	·Cohen's effect size(Cohen, 1998) ·모의실험 선행연구

(2) 자료 생성 및 분석 절차

모의실험 자료를 생성한 절차는 다음과 같다. 위계적 선형 모형에 근거하여 독립변수, 매개변수, 종속변수를 순차적으로 생성하였다. 먼저, 2수준 독립변수는 $N(0, 1)$ 의 분포를 따르도록 무선적으로 생성하였다. 이후, 식 (III-2)와 같이 독립변수(X_j)와 매개변수(M_{ij})의 절편(β_{m0j})의 관계(γ_a)를 고려하여 β_{m0j} 를 생성하였다. 이때, γ_{m00} 은 0으로 고정하였고, γ_a 는 구조계수의 조건에 따라 0.39로 고정하였다. 또한, 매개변수의 1수준 잔차(r_{mij})를 $N(0, 0.36)$ 의 분포에서 무선적으로 생성한 후, 식 (III-1)과 같이 매개변수의 절편과 1수준 잔차를 합함으로써 매개변수를 생성하였다.¹²⁾

12) 모의실험 자료는 Zhang et al. (2009)을 따라 자료를 생성하였다. Zhang et al. (2009)은 1수준 잔차의 분포를 $N(0, 0.25)$ 로 가정하여 모의실험 자료를 생성하였으나 이 연구에서는 잔차 ICC를 0.05, 0.10 0.20으로 설정하는 데 있어 계산의 편의성을 위

$$1\text{수준: } M_{ij} = \beta_{m0j} + r_{mij} \quad \dots \text{식 (III-1)}$$

$$2\text{수준: } \beta_{m0j} = \gamma_{m00} + \gamma_a X_j + u_{m0j} \quad \dots \text{식 (III-2)}$$

이후, 식 (III-3) ~ (III-5)와 같이 직접효과(γ_c)와 매개변수의 1수준(β_b) 및 2수준(γ_{bB}) 계수, 잔차와의 관계를 고려하여 종속변수를 생성하였다. 이때, γ_{00} 은 0으로 고정하였고, 구조계수의 조건에 따라 γ_c 는 0.14로, γ_{bB} 는 0.39로 고정하였다. 또한, β_b 는 γ_{bW} 의 고정효과로 가정하여 조건에 따라 효과크기(-0.39, 0.14, 0.39, 0.59)를 변화시켰다. 또한, 종속변수의 1수준 잔차(r_{yij})는 $N(0, 0.36)$ 의 분포를 따르도록 무선적으로 생성하였다.

$$1\text{수준: } Y_{ij} = \beta_{0j} + \beta_b(M_{ij} - M_{.j}) + r_{yij} \quad \dots \text{식 (III-3)}$$

$$2\text{수준: } \beta_{0j} = \gamma_{00} + \gamma_c X_j + \gamma_{bB} M_{.j} + u_{y0j} \quad \dots \text{식 (III-4)}$$

$$\beta_b = \gamma_{bW} \quad \dots \text{식 (III-5)}$$

마지막으로, 앞서 언급된 바와 같이 매개변수와 종속변수의 잔차 ICC를 0.05, 0.10, 0.20으로 설정하기 위하여 매개변수와 종속변수의 2수준 잔차의 분포 조건을 수정하였다. 1수준 잔차(각각 r_{mij} , r_{yij})는 모든 조건에서 $N(0, 0.36)$ 의 분포에서 무선적으로 생성하였고, 2수준 잔차(각각 u_{m0j} , u_{y0j})는 ICC의 조건(0.05, 0.10, 0.20)에 따라 $N(0, 0.0189)$, $N(0, 0.04)$, $N(0, 0.09)$ 의 분포를 따르도록 무선적으로 생성하였다.¹³⁾

이와 같은 절차를 따라 Stata13.0 프로그램을 활용하여 각 조건별로 1,000개씩 자료를 반복생성(replication)하였다. 이후, Mplus7.0 프로그램을 활용하여 생성된 자료를 다층 구조방정식모형으로 분석하였다. 관련된 명령어는 [부록 1]에 제시하였다.

하여 1수준 잔차의 분포를 $N(0, 0.36)$ 으로 수정하여 자료를 생성하였다.

13) 잔차의 ICC는 아래의 식과 같이 구한다. 예를 들어, 잔차 ICC를 0.20으로 설정하기 위하여 아래의 식을 따라 2수준 잔차가 $N(0, 0.09)$ 의 분포를 따른다고 가정하였다 (MacKinnon, 2008).

$$ICC = \frac{\tau_{00}}{\sigma^2 + \tau_{00}}$$

나. 추정치의 평가 준거

모의실험의 분석 결과는 추정치의 양호도를 살펴보기 위하여 정확성(accuracy), 효율성(efficiency), 검정력(power)을 평가하였다. 구체적으로, 정확성과 효율성이 높은지를 평가하기 위하여 상대적 편의(relative bias)와 평균제곱오차(mean square error; MSE)를 준거로 사용하였다. 또한, 검정력은 경험적 검정력(empirical power)을 사용하여 확인하였다. 이에 대하여 구체적으로 살펴보면 다음과 같다.

먼저, 추정의 정확성을 나타내는 상대적 편의($B(\hat{\theta})$)는 식 (Ⅲ-6)과 같다. 이는 실제 모수(true effect)에 비하여 평균적으로 편의가 얼마나 크게 발생하였는지를 보여준다(Hoogland & Boomsma, 1998). 따라서 작은 값을 가질수록 평균적으로 모수에 정확하게 추정되었음을 의미한다.

$$B(\hat{\theta}) = \frac{\bar{\hat{\theta}} - \theta}{\theta} \times 100 (\%) \quad \dots \text{식 (Ⅲ-6)}$$

이때, θ 는 모수를 의미하며, $\bar{\hat{\theta}}$ 는 1,000개의 자료를 반복 분석하여 얻어진 추정치들의 평균을 의미한다. 이 연구에서는 $\pm 5\%$ 범위를 벗어나는 값은 수용할 수 없는 편이라고 판단하였다(Li & Beretvas, 2013; Preacher et al., 2011).

추정치가 정확하다고 판단된 후에, 추정치들이 얼마나 일관적으로 추정되었는지를 살펴보았다. 추정치의 효율성을 평가하기 위하여 평균제곱오차(MSE)를 활용하였다. 이를 위하여 이 연구에서는 식 (Ⅲ-7)과 같이 1,000개의 자료에서 얻어진 추정치들의 편차제곱의 평균을 구하였다.

$$MSE = \frac{\sum_{k=1}^{1,000} (\hat{\theta}_k - \theta)^2}{1,000} \quad \dots \text{식 (Ⅲ-7)}$$

한편, 추정의 낮은 변동(variability)을 나타내는 뚜렷한 기준이 없지만,

값이 작을수록 추정치들이 모수에 근접하여 일관적으로 추정되었음을 의미한다(Preacher et al., 2011). 따라서 이 연구에서는 MSE의 값이 작을수록 효율성이 좋다고 판단하였다. 이때, 평균제곱오차는 식 (Ⅲ-8)과 같이 추정치($\hat{\theta}$)의 편의의 제곱과 분산의 합으로 표현된다(Carsey & Harden, 2014). 따라서 평균제곱오차는 추정치가 얼마나 정확하고 일관적으로 추정되었는지에 대한 정보를 함께 나타낸다.

$$MSE = E[(\hat{\theta} - \theta)^2] = (bias(\hat{\theta}))^2 + var(\hat{\theta}) \quad \dots \text{식 (Ⅲ-8)}$$

마지막으로, 검정력은 영가설(H_0)이 참이 아닐 때, 영가설을 기각할 확률을 의미한다. 이 연구에서는 경험적 검정력을 구하기 위하여 각 조건에서의 1,000개 자료 중 $\alpha = .05$ 수준에서 직(간)접효과가 영이라는 영가설을 기각한 자료의 비율을 사용하였다. 또한, Cohen(1992)을 따라 경험적 검정력이 0.800 이상의 값을 보일 때, 검정력이 양호하다고 판단하였다. 이때, 직·간접효과는 Delta 방법에 근거하여 표준오차를 산출하여 검증하였다.¹⁴⁾

다. 연구 모형

연구1에서는 2수준의 독립변수, 1수준의 매개변수와 종속변수가 모두 하나씩 있는 2-1-1 구조에서 다층 구조방정식모형을 활용하여 다층 매개효과를 검증하였다. 이를 위한 연구 모형은 다음과 같다. 다층 구조방정식모형의 1수준 식은 측정모형과 구조모형으로 구분되는데, 측정모형은 식 (Ⅲ-9)와 같이 세 개의 관찰변수와 잠재변수의 관계를 나타낸다.

$$Y_{ij} = A\eta_{ij} \quad \dots \text{식 (Ⅲ-9)}$$

14) Delta 방법에 근거한 간접효과의 표준오차는 아래의 식과 같다(McNeish, 2017).

$$SE(\hat{a}\hat{b}) = \sqrt{\hat{a}Var(\hat{b}) + \hat{b}Var(\hat{a}) + Var(\hat{a})Var(\hat{b})}$$

$$\begin{bmatrix} X_j \\ M_{ij} \\ Y_{ij} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_{M_{ij}} \\ \eta_{Y_{ij}} \\ \eta_{X_j} \\ \eta_{M_j} \\ \eta_{Y_j} \end{bmatrix}$$

η_{ij} 은 독립변수, 매개변수, 종속변수의 관찰변수로부터 분할된 잠재변수를 나타낸다. 따라서 η_{ij} 은 2수준 독립변수(X_j)의 2수준 잠재변수(η_{X_j}), 1수준 매개변수(M_{ij}) 및 종속변수(Y_{ij})가 수준별로 분리된 1수준 잠재변수($\eta_{M_{ij}}, \eta_{Y_{ij}}$)와 2수준 잠재변수(η_{M_j}, η_{Y_j})를 성분으로 갖는다. 이때, 독립변수, 매개변수, 종속변수는 모두 하나의 관찰변수로 이루어져 있다. 따라서 요인구조를 나타내는 Λ 행렬은 자유모수가 아닌 0 또는 1의 고정모수를 성분으로 갖는다. 즉, X_j 는 η_{X_j} 로만 표현되므로 Λ 행렬의 1행에서 η_{X_j} 에 대응되는 성분만 1의 고정모수를 갖는다. M_{ij} 는 $\eta_{M_{ij}}$ 와 η_{M_j} 으로 분리되므로 Λ 행렬의 2행에서 이에 대응되는 2개의 성분만이 1의 고정모수로 이루어져 있고, 나머지는 0의 고정모수로 이루어진다. 마찬가지로, Y_{ij} 는 $\eta_{Y_{ij}}$ 와 η_{Y_j} 으로 분리되기 때문에 이에 대응되는 Λ 행렬의 2개의 성분이 1로 고정된다. 따라서 식 (II-21)에서 표현된 측정오차 ϵ_{ij} 는 영벡터로 이루어진다. 이때, 관찰변수 절편 v_j 는 영벡터로 고정하였다. 이와 같은 점에 근거하여 연구1의 측정모형은 식 (II-21)의 특수한 경우에 해당한다. 1수준 구조모형은 식 (III-10)과 같다.

$$\eta_{ij} = \alpha_j + B\eta_{ij} + \zeta_{ij} \quad \dots \text{식 (III-10)}$$

$$\begin{bmatrix} \eta_{M_{ij}} \\ \eta_{Y_{ij}} \\ \eta_{X_j} \\ \eta_{M_j} \\ \eta_{Y_j} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \alpha_{\eta_{X_j}} \\ \alpha_{\eta_{M_j}} \\ \alpha_{\eta_{Y_j}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ B_{YM} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_{M_{ij}} \\ \eta_{Y_{ij}} \\ \eta_{X_j} \\ \eta_{M_j} \\ \eta_{Y_j} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \zeta_{M_{ij}} \\ \zeta_{Y_{ij}} \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

B 행렬은 1수준 잠재변수 간의 구조적 관계를 나타낸다. B_{YM} 성분은 1수준으로 분리된 종속변수($\eta_{Y_{ij}}$)에 대한 1수준으로 분리된 매개변수($\eta_{M_{ij}}$)의 집단 내 효과(b_W)를 의미한다. 이때, b_W 는 모든 집단에서 동일하다고 고정하였다. 따라서 연구1의 1수준 구조모형은 식 (II-16)의 특수한 경우에 해당한다.¹⁵⁾ 또한, α_j 는 절편의 정보를 나타내는 행렬로, 2수준 잠재변수(η_{X_j} , η_{M_j} , η_{Y_j})의 잠재 집단 평균을 추정한다. 이때, 1수준 잠재변수($\eta_{M_{ij}}$, $\eta_{Y_{ij}}$)에 대응되는 성분은 0으로 고정된다. 또한, ζ_{ij} 은 1수준 잠재변수의 잔차 벡터를 나타내며, 정규분포를 따른다고 가정한다.

2수준 구조모형은 식 (III-11)과 같다. β 행렬은 2수준에 위치한 잠재변수 간의 구조적 관계를 나타낸다. β_{YX} 는 직접효과를 의미하며, β_{MX} 는 2수준으로 분리된 매개변수에 대한 독립변수의 효과를, β_{YM} 는 종속변수에 대한 2수준으로 분리된 매개변수의 효과, 즉 집단 간 효과(b_B)를 의미한다. 따라서 연구 모형에서 직접효과는 β_{YX} 성분으로, 간접효과는 β_{MX} 성분과 β_{YM} 성분의 곱인 $\beta_{MX}\beta_{YM}$ 으로 추정된다.

$$\eta_j = \mu + \beta\eta_j + \zeta_j$$

$$\begin{bmatrix} \alpha_{\eta X_j} \\ \alpha_{\eta M_j} \\ \alpha_{\eta Y_j} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu_{\alpha_{\eta X_j}} \\ \mu_{\alpha_{\eta M_j}} \\ \mu_{\alpha_{\eta Y_j}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ \beta_{MX} & 0 & 0 \\ \beta_{YX} & \beta_{YM} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_{\eta X_j} \\ \alpha_{\eta M_j} \\ \alpha_{\eta Y_j} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \zeta_{\alpha\eta X_j} \\ \zeta_{\alpha\eta M_j} \\ \zeta_{\alpha\eta Y_j} \end{bmatrix} \quad \dots \text{식 (III-11)}$$

이때, η_j 는 2수준 무선효과(random effect)에 대한 정보를 나타낸다. 이 연구에서는 1수준에서 종속변수에 대한 매개변수의 집단 내 효과(B_{YM})를 고정효과로 가정하였기 때문에, η_j 은 2수준 잠재변수의 절편만 성분으로 포함한다. μ 는 2수준 잠재변수(η_{X_j} , η_{M_j} , η_{Y_j}) 절편의 전체 평균을 의

15) 식 (II-16)에서는 집단 내 효과가 무선효과를 포함하는 경우를 가정하였다. 한편, 이 연구에서는 집단 내 효과(b_W)를 고정효과로 가정하였다. 이는 위계적 선형 모형을 활용한 연구가 일반적으로 1수준 변수의 기울기 계수를 고정효과로 가정하고, 2-1-1 모형을 다룬 모의실험 연구가 모두 b_W 를 고정효과로 가정하였다는 점에 근거하였다.

미하고, ζ_j 은 2수준 잠재변수의 잔차 벡터를 나타내며, 정규분포를 따른다고 가정한다.

마지막으로, 이 연구에서는 MLR 추정 방법에 근거하여 직·간접효과를 추정하였다. MLR은 관측 자료가 정규성 가정 또는 독립성 가정을 충족하지 못하거나 다층 자료에서 집단 수준의 모형의 명세화 오류 등으로 인한 모형화되지 않은 이질성(heterogeneity)을 보일 때, 이를 보정하기 위하여 강건한(robust) χ^2 와 표준오차를 사용한 방법이다(Hox et al., 2010; Muthén & Muthén, 2012). 이러한 점에 근거하여 다층 구조방정식 모형을 활용한 대부분의 선행연구는 MLR 추정 방법에 근거하여 왔다(박도영, 2011; 박세진, 이현숙, 2015; 오영교, 차성현, 2017; 이현숙, 송미영, 2015; 이현숙, 신진아, 김경희, 2013; Aldrup, Klusmann, Lüdtke, Göllner, & Trautwein, 2018; Elorza, Harris, Aritzeta, & Balluerka, 2016; Kim, Byeon, & Son, 2017; Sun & Xia, 2018). 따라서 많은 연구자에 의해 사용되고 있는 추정 방법을 반영하기 위하여 이 연구에서 역시 MLR에 근거하였다.

3. 연구 결과

연구문제에 따라 직·간접효과 추정치의 정확성, 효율성, 검정력이 맥락 효과의 조건과 다층 자료의 구조(집단의 수, 집단 크기, ICC)에 따라 어떠한지 순차적으로 살펴보았다.

가. 직·간접효과의 정확성 분석

이 절에서는 자료의 조건에 따라 간접효과와 직접효과의 정확성을 순차적으로 살펴보기 위하여 상대적 편의를 비교하였다.

(1) 간접효과

간접효과의 상대적 편의는 매개변수의 맥락효과의 조건에 따라 다른 경향을 보였으며, 이를 순차적으로 살펴보면 다음과 같다. 먼저, 맥락효과가 없을 때, 즉, 매개변수의 집단 간 효과(b_B)와 집단 내 효과(b_W)의 효과크기가 동일한 경우($b_B=0.39$, $b_W=0.39$), <표 III-2>와 [그림 III-2], [그림 III-3]¹⁶⁾에서 확인할 수 있듯이, 간접효과의 상대적 편의는 일반적으로 수용할 수 있는 수준으로 나타났다. 따라서 집단의 수, 집단 크기에 따른 상대적 편의의 경향은 뚜렷하게 관찰되지 않았다. 다만, ICC가 감소함에 따라 집단의 수 또는 집단 크기가 작을 때, 수용할 수 없는 수준의 상대적 편의가 발생하였다. 따라서 ICC가 0.20일 때, 간접효과의 상대적 편의는 모든 조건에서 수용 가능하였지만, ICC가 0.10 또는 0.05로 감소했을 경우에 집단의 수와 집단 크기가 작을 때, (-5, 5)의 범위를 벗어나 수용할 수 없는 수준의 편의를 보였다.

16) [그림 III-2], [그림 III-3]에서는 ICC가 0.05, 0.20일 때의 결과만 제시하였다. ICC가 0.10일 때의 결과는 [그림 부록 2-1]에 제시하였다.

<표 III-2> 자료 조건에 따른 간접효과의 상대적 편의

ICC	집단 수	집단 크기	b_w			
			-0.39(medium)	0.14(small)	0.39(medium)	0.59(large)
0.05	30	5	-33.465	-11.769	-3.550	12.558
		10	18.672	9.796	1.249	-27.876
		25	33.005	5.194	-7.232	-9.796
		50	15.845	6.246	-.394	-6.903
	50	5	-14.924	-15.122	-8.547	-.263
		10	25.378	5.260	15.450	-13.281
		25	16.897	4.602	2.038	-9.928
		50	9.073	.000	1.052	-2.301
	100	5	3.813	3.353	-2.433	-12.821
		10	22.617	11.966	-2.761	-12.886
		25	10.059	2.696	-3.879	-3.879
		50	2.498	-.657	-3.813	-1.249
	150	5	8.416	3.682	1.315	-2.564
		10	23.603	8.876	2.959	-7.758
		25	6.640	4.602	.066	-2.893
		50	1.249	1.381	-.920	-1.907
0.10	30	5	39.908	22.880	-5.588	-3.748
		10	31.690	21.039	-5.983	-26.824
		25	14.596	5.194	-1.315	-6.180
		50	5.391	4.011	1.315	-.855
	50	5	33.794	9.204	-1.118	-17.686
		10	21.696	6.903	2.038	-9.993
		25	8.284	3.616	-.197	-3.879
		50	5.062	1.709	-2.038	.789
	100	5	18.935	12.032	-5.391	-8.744
		10	9.204	6.246	1.512	-2.959
		25	2.038	-.329	1.249	-.460
		50	1.118	-.460	.000	-.920
	150	5	20.579	8.810	-2.170	-8.087
		10	7.561	.394	-.723	-2.301
		25	2.170	2.433	.789	.329

	50	2.235	-.460	1.052	-2.367
	5	36.423	11.834	.394	-23.800
	10	20.184	5.654	-1.512	-5.260
	25	5.983	2.761	-1.381	-3.748
30	50	.329	-.394	-1.446	-2.959
	5	32.742	8.284	-2.104	-.789
	10	7.101	4.668	1.841	-5.194
	25	2.630	.460	1.381	2.301
0.20	50	1.446	-.263	.526	-.460
	5	8.941	4.076	.131	-1.512
	10	4.405	1.512	-1.183	-1.183
	25	1.841	-.131	.789	-2.893
	50	1.183	.723	.394	1.907
	5	7.429	.789	.329	-3.024
	10	2.827	.000	-.723	-1.315
	25	.920	-1.249	.329	.657
150	50	1.907	.657	-.920	-1.381

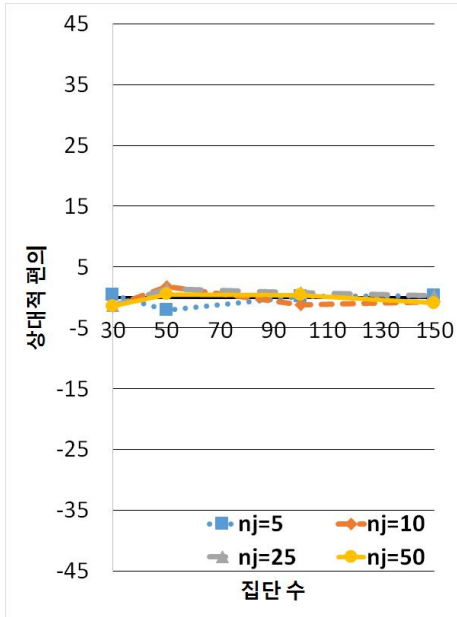
주1. 음영 처리되어 있는 영역은 맥락효과가 없는 경우를 나타냄.

주2. 값의 단위는 %이며, bold로 처리된 값은 상대적 편의가 $\pm 5\%$ 범위 내에 속하는 것을 의미함.

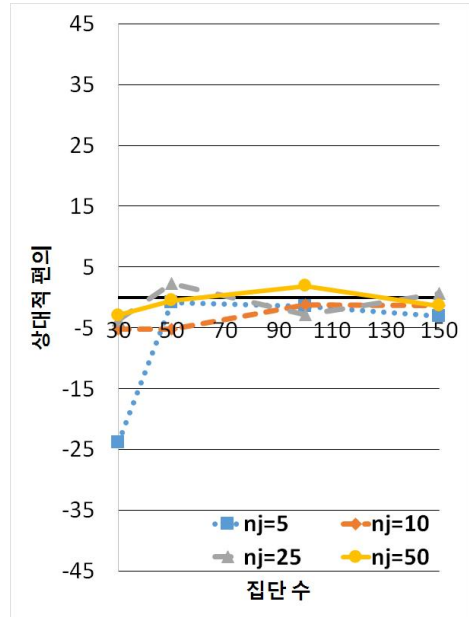
한편, 매개변수의 맥락효과가 존재하는 3가지의 경우, 즉, b_B 와 b_W 의 효과크기가 다른 경우에는 [그림 III-2], [그림 III-3]에서 확인할 수 있듯이, b_B 와 b_W 의 관계에 따라 간접효과의 상대적 편의는 크기와 방향의 측면에서 차이를 보였다.

먼저, 크기의 측면을 살펴보면, b_B 와 b_W 의 관계와 관련 없이 ICC, 집단 크기, 집단의 수가 감소할수록 간접효과의 상대적 편의는 일반적으로 증가하였다. 또한, b_B 와 b_W 의 방향이 일치하는지에 따라 상대적 편의의 크기는 차이를 보였다. 즉, b_B 와 b_W 가 반대 방향으로 나타날 때, 다시 말해서 b_W 가 -0.39로 반대 방향의 효과를 보일 때, 상대적 편의는 b_B 와 b_W 의 효과크기가 다르지만 동일한 방향으로 나타날 때보다 전반적으로 크게 나타났다.

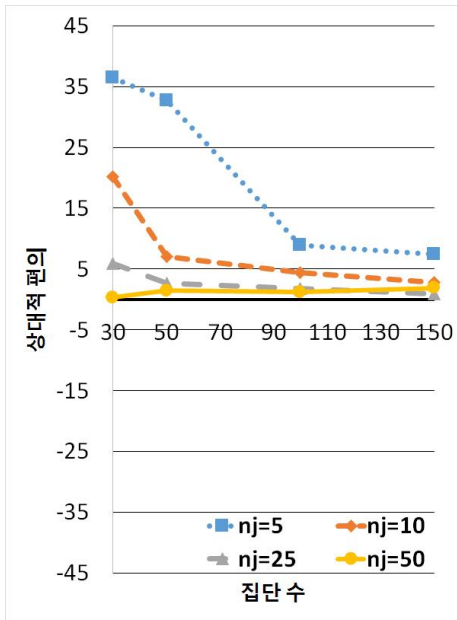
$$b_B(0.39) = b_W(0.39)$$



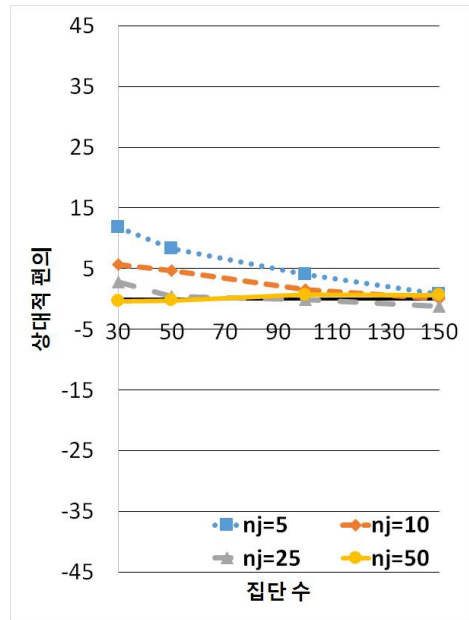
$$b_B(0.39) < b_W(0.59)$$



$$b_B(0.39) > b_W(-0.39)$$

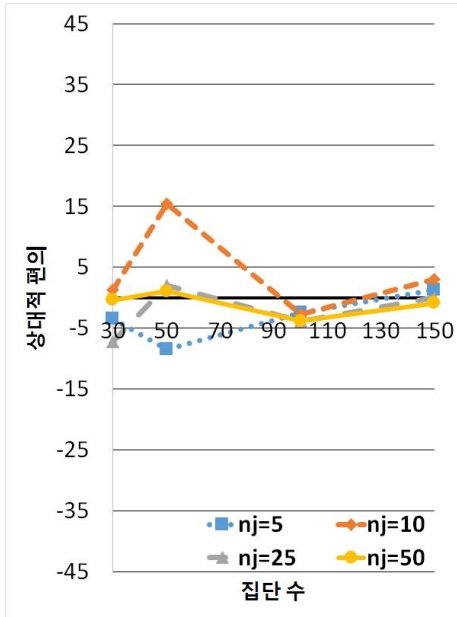


$$b_B(0.39) > b_W(0.14)$$

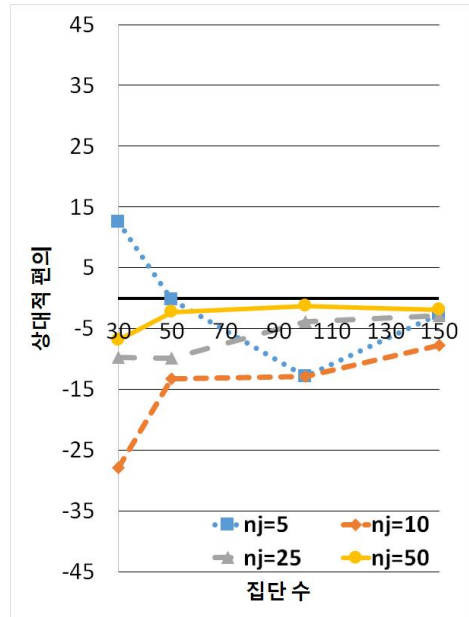


[그림 III-2] 자료 조건에 따른 간접 효과의 상대적 편의(ICC=0.20)

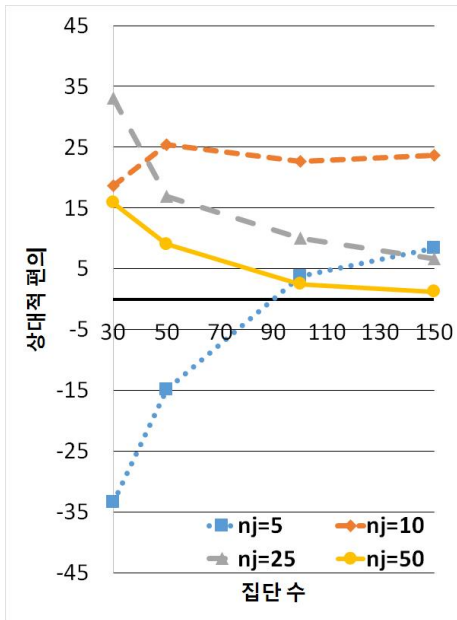
$$b_B(0.39) = b_W(0.39)$$



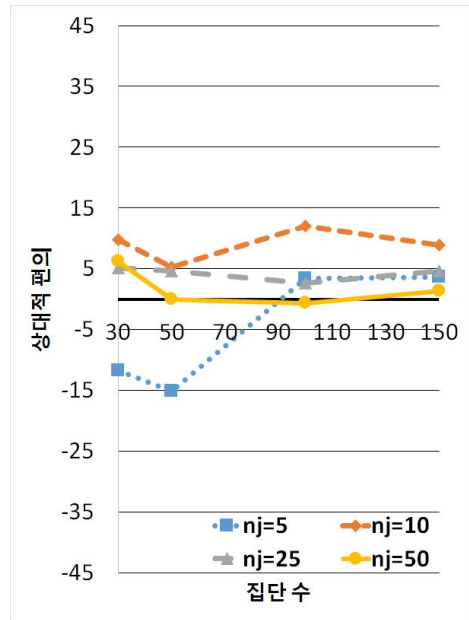
$$b_B(0.39) < b_W(0.59)$$



$$b_B(0.39) > b_W(-0.39)$$



$$b_B(0.39) > b_W(0.14)$$



[그림 III-3] 자료 조건에 따른 간접 효과의 상대적 편의(ICC=0.05)

다음으로, 상대적 편이의 방향을 살펴보면, b_B 와 b_W 의 관계는 간접 효과의 상대적 편이가 발생하는 방향에 영향을 주었다. 즉, b_B 가 b_W 보다 작을 때($b_B = 0.39, b_W = 0.59$) 간접효과는 과소 추정되고, b_B 가 b_W 보다 큰 경우($b_B = 0.39, b_W = 0.14$, 또는 $b_B = 0.39, b_W = -0.39$)에 간접효과는 과대 추정되었다. 특히, 이러한 경향은 b_B 와 b_W 의 효과가 반대로 나타나거나 ICC, 집단의 수와 집단 크기가 감소할수록 더욱 뚜렷하게 나타났다. 다만, ICC가 0.05로 작을 때, 집단의 수와 집단 크기가 모두 작은 경우에 편이의 방향은 비일관적인 모습을 보였다.

이러한 결과는 맥락효과가 없을 경우, ICC가 0.05로 작지 않다면 간접효과는 집단의 수, 집단 크기의 조건과 관련 없이 일반적으로 정확하게 추정되고 있음을 보여준다. 반면, 매개변수의 맥락효과가 존재할 때, 집단의 수, 집단 크기, ICC가 감소할수록, 집단 간 효과와 집단 내 효과의 방향이 반대일 때, 간접효과는 부정확하게 추정되고 있음을 보여준다. 마지막으로, 집단 간 효과와 집단 내 효과 중 어떤 효과가 큰지에 따라 간접효과는 다른 방향으로 편이 되어 추정되고 있음을 보여준다.

(2) 직접효과

직접효과의 상대적 편이 역시, 매개변수의 맥락효과의 조건에 따라 다른 경향을 보였다. 이를 순차적으로 살펴보면 다음과 같다. 먼저, 맥락효과가 없을 때, 즉, b_B 와 b_W 가 동일한 효과크기를 가질 경우, <표 III-3>과 [그림 III-4], [그림 III-5]¹⁷⁾에 제시된 바와 같이, 직접효과의 상대적 편이는 일반적으로 수용할 수 있는 수준으로 나타났다. 따라서 집단의 수, 집단 크기에 따른 상대적 편이의 경향은 뚜렷하게 관찰되지 않았다. 다만, ICC가 감소함에 따라 상대적 편이가 수용 가능한 수준으로 발생할 수 있는 집단의 수와 집단 크기의 조건이 보다 엄격해졌다. 즉, ICC가 0.20일 때, 직접효과의 상대적 편이는 모든 조건에서 수용 가능하였다.

17) [그림 III-4], [그림 III-5]에서는 ICC가 0.05, 0.20일 때의 결과만 제시하였다. ICC가 0.10일 때의 결과는 [그림 부록 2-2]에 제시하였다.

반면, ICC가 0.10 또는 0.05로 감소했을 경우, 집단 크기가 작거나 집단 수가 적을 때 수용할 수 없는 수준의 상대적 편의를 보였다.

<표 III-3> 자료 조건에 따른 직접효과의 상대적 편의

ICC	집단 수	집단 크기	b_w			
			-0.39(medium)	0.14(small)	0.39(medium)	0.59(large)
0.05	30	5	34.857	13.643	4.571	-13.500
		10	-19.929	-9.714	-1.000	30.500
		25	-35.857	-5.714	7.571	9.857
		50	-19.143	-6.786	.786	7.286
	50	5	15.000	15.143	9.000	1.000
		10	-27.357	-5.571	-16.714	14.786
		25	-18.214	-5.071	-2.643	10.429
		50	-10.286	.500	-.857	3.286
	100	5	-3.500	-3.857	2.500	12.714
		10	-24.643	-13.429	1.643	14.429
		25	-10.714	-3.214	4.214	4.214
		50	-2.500	.214	3.929	2.286
	150	5	-9.429	-4.429	-.929	2.571
		10	-25.643	-9.714	-3.143	8.214
		25	-7.286	-4.714	.143	3.357
		50	-1.429	-1.571	.786	1.643
0.10	30	5	-43.071	-26.000	5.214	4.714
		10	-32.214	-21.929	5.929	30.071
		25	-16.286	-3.429	1.429	7.286
		50	-4.429	-6.571	.643	2.643
	50	5	-35.857	-11.000	1.000	19.000
		10	-24.143	-7.929	.286	10.286
		25	-9.500	-4.643	1.286	4.571
		50	-6.714	-1.500	2.643	-.857
	100	5	-20.071	-13.571	5.929	10.143
		10	-10.500	-6.357	-1.571	2.643
		25	-3.000	.214	-2.357	.214
		50	-1.071	.643	-.929	.500

150	5	-22.643	-11.071	1.500	8.357
	10	-7.500	-.929	1.357	2.000
	25	-2.571	-2.571	-1.000	-.929
	50	-1.929	.786	-1.071	2.500
30	5	-37.786	-9.214	1.357	27.357
	10	-22.500	-6.786	2.714	7.286
	25	-5.000	-3.000	4.143	4.143
	50	-3.000	1.357	.643	3.071
50	5	-35.071	-8.429	3.071	1.214
	10	-6.571	-3.643	-2.714	5.786
	25	-2.643	-1.571	-1.714	-.286
	50	.929	1.000	-1.143	-1.000
100	5	-8.714	-4.214	-.286	1.500
	10	-4.929	-1.571	2.071	2.429
	25	-1.143	.214	-1.786	2.000
	50	.357	-.857	.286	-1.500
150	5	-9.286	-.571	-.571	3.571
	10	-2.143	.571	2.857	1.857
	25	-1.429	1.214	.714	-.857
	50	-1.357	-.214	1.214	1.786

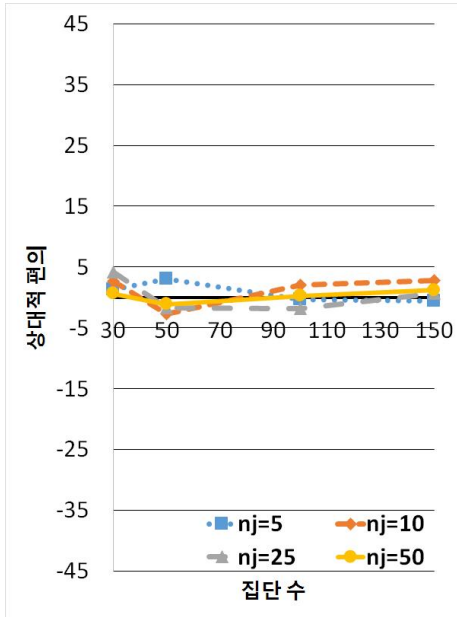
주1. 음영 처리되어 있는 영역은 맥락효과가 없는 경우를 나타냄.

주2. 값의 단위는 %이며, bold로 처리된 값은 상대적 편의가 $\pm 5\%$ 범위 내에 속하는 것을 의미함.

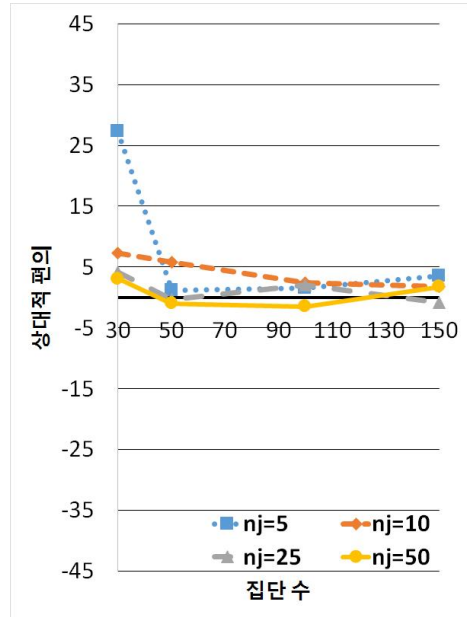
한편, 매개변수의 맥락효과가 존재하는 3가지의 경우, 즉, b_B 와 b_W 의 효과크기가 다를 경우에는 [그림 III-4]와 [그림 III-5]에 제시된 바와 같이, b_B 와 b_W 의 관계에 따라 직접효과의 상대적 편의는 크기와 방향의 측면에서 차이를 보였다.

먼저, 크기의 측면을 살펴보면, ICC, 집단 크기, 집단의 수가 감소할수록 직접효과의 상대적 편의는 증가하였다. 또한, b_B 와 b_W 가 반대 방향으로 나타날 때, b_B 와 b_W 가 동일한 방향으로 나타날 때 보다 상대적 편의가 크게 발생하였다.

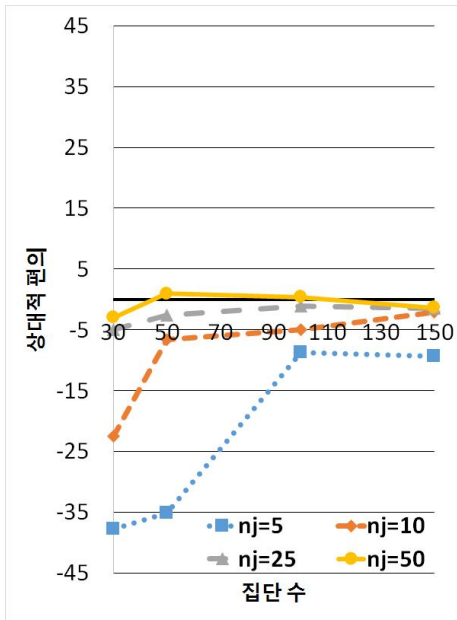
$$b_B(0.39) = b_W(0.39)$$



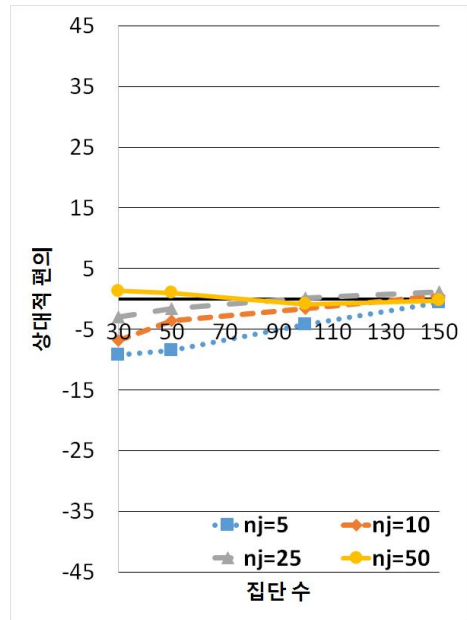
$$b_B(0.39) < b_W(0.59)$$



$$b_B(0.39) > b_W(-0.39)$$

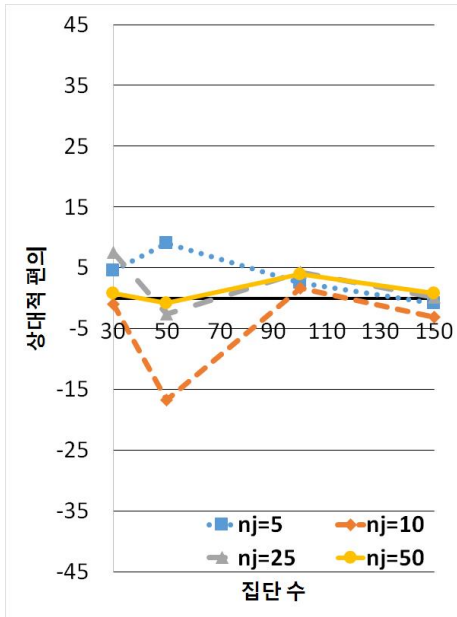


$$b_B(0.39) > b_W(0.14)$$

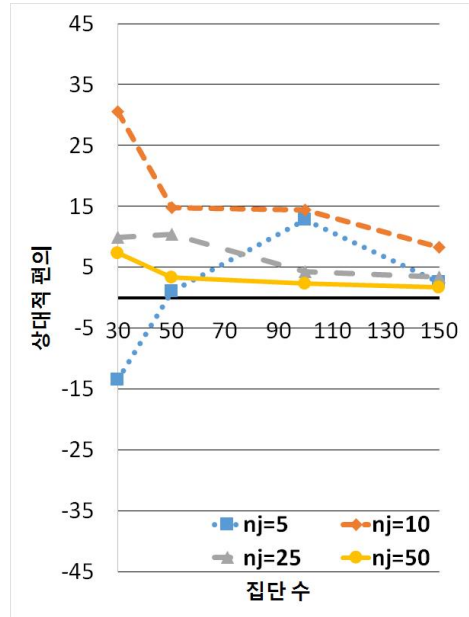


[그림 III-4] 자료 조건에 따른 직접 효과의 상대적 편의(ICC=0.20)

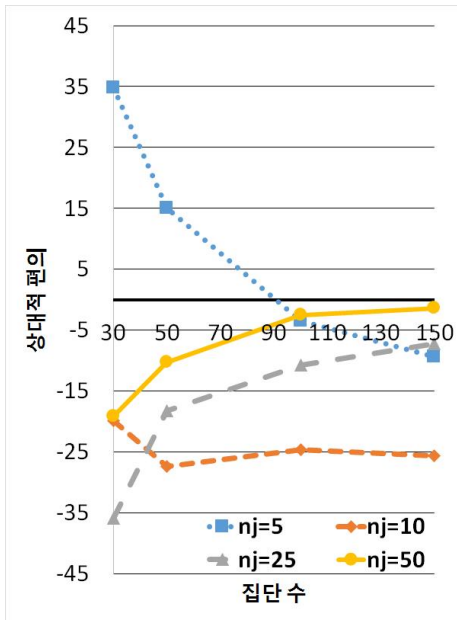
$$b_B(0.39) = b_W(0.39)$$



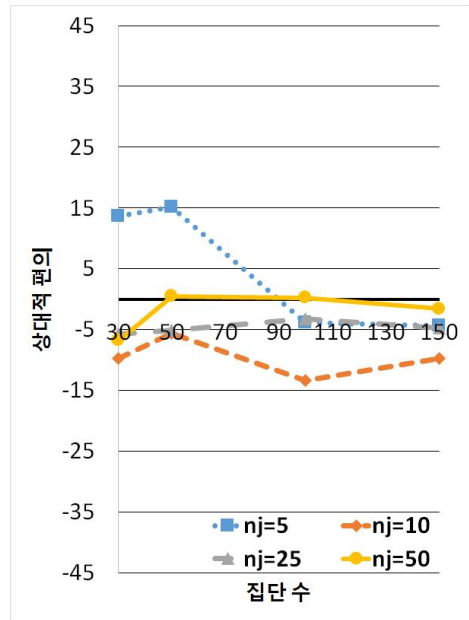
$$b_B(0.39) < b_W(0.59)$$



$$b_B(0.39) > b_W(-0.39)$$



$$b_B(0.39) > b_W(0.14)$$



[그림 III-5] 자료 조건에 따른 직접 효과의 상대적 편의(ICC=0.05)

다음으로, 방향의 측면을 살펴보면, b_B 와 b_W 의 관계에 따라 직접효과의 상대적 편의는 다른 방향으로 발생하였다. 먼저, b_B 가 b_W 보다 작은 경우에 직접효과는 과대 추정되고, b_B 가 b_W 보다 큰 경우에는 직접효과는 과소 추정되었다. 이러한 경향은 집단의 수와 집단 크기가 작은 경우에 더욱 뚜렷하게 나타났다.

이러한 결과는 매개변수의 맥락효과가 없을 경우, 직접효과는 ICC와 집단 크기가 모두 작은 경우를 제외하고, 일반적으로 정확하게 추정되고 있음을 보여준다. 또한, 맥락효과가 존재할 때, ICC, 집단의 수, 집단 크기가 감소할수록, 또는 집단 간 효과와 집단 내 효과의 방향이 반대로 나타날 때 직접효과는 부정확하게 추정되고 있음을 보여준다. 마지막으로, 집단 간 효과와 집단 내 효과 중 어떤 효과가 큰 지에 따라 직접효과는 다른 방향으로 편이 되어 추정되고 있음을 보여준다.

나. 직·간접효과의 효율성 분석

이 절에서는 자료의 조건에 따라 간접효과와 직접효과의 효율성을 순차적으로 살펴보기 위하여 평균제곱오차를 비교하였다.

(1) 간접효과

간접효과의 평균제곱오차는 맥락효과의 조건과 관련 없이 유사한 모습을 보였다. 즉, 평균제곱오차는 매개변수의 맥락효과의 유무 및 유형과 무관하게 ICC, 집단의 수, 집단 크기에 따라 동일한 경향을 보였다. 먼저, ICC가 증가할수록 평균제곱오차는 감소하였다. 특히, <표 III-4>와 [그림 III-6], [그림 III-7]¹⁸⁾에서 살펴볼 수 있듯이, 이러한 경향은 집단 크기가 작거나 집단의 수가 적을 경우에 뚜렷하게 나타났다. 따라서 ICC

18) [그림 III-6], [그림 III-7]에서는 ICC가 0.20, 0.05일 때의 결과만 제시하였다. ICC가 0.10일 때의 결과는 [그림 부록 2-3]에 제시하였다.

가 0.05로 작을 때, 집단 크기가 10 이하이며, 집단의 수가 50 이하일 경우에 평균제곱오차는 전반적으로 0.05 이상의 큰 값을 가졌다.

다음으로, 집단 크기와 집단의 수가 증가할수록 평균제곱오차는 감소하였다. 특히, 집단 크기(5 또는 10)가 작을 때, 집단의 수가 증가함에 따라 평균제곱오차가 감소하는 모습이 뚜렷하게 나타났다. 또한, ICC가 0.20로 높더라도 집단 크기가 5로 작은 경우, 맥락효과의 유형에 따른 평균제곱오차는 비일관적인 모습을 보이기도 하였다. 또한, 적은 수의 집단이 있는 조건에서 집단 크기에 따른 평균제곱오차의 차이는 뚜렷하게 나타났다.

이러한 결과는 매개변수의 맥락효과의 유무 및 유형과 관련 없이 ICC, 집단 크기, 집단의 수가 증가할수록 간접효과가 일관적으로 추정되고 있음을 보여준다. 특히, ICC와 집단 크기가 작을 때 평균제곱오차가 상대적으로 큰 값을 보이는 점을 고려하면, 간접효과를 일관적으로 추정하기 위하여 충분한 집단의 수와 집단 크기가 필요함을 보여준다.

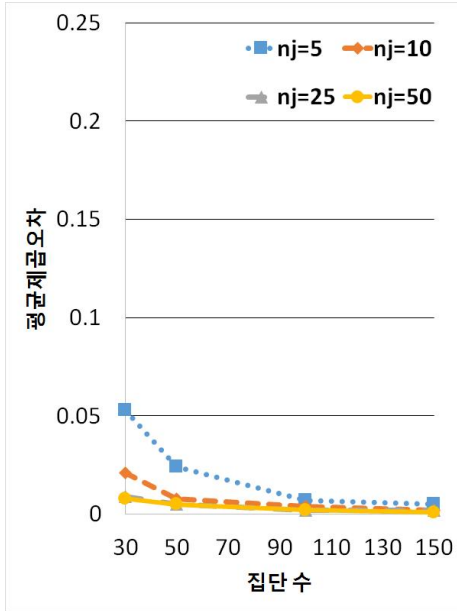
<표 III-4> 자료 조건에 따른 간접효과의 평균제곱오차

ICC	집단 수	집단 크기	b_w			
			-0.39(medium)	0.14(small)	0.39(medium)	0.59(large)
0.05	30	5	.231	.253	.220	.206
		10	.133	.126	.117	.337
		25	.052	.044	.035	.048
		50	.019	.015	.015	.016
	50	5	.146	.145	.133	.116
		10	.059	.081	.111	.067
		25	.023	.016	.036	.018
		50	.009	.007	.007	.007
	100	5	.063	.069	.085	.110
		10	.030	.036	.044	.029
		25	.009	.006	.006	.007
		50	.004	.003	.003	.003
	150	5	.041	.069	.057	.083
		10	.024	.016	.014	.016

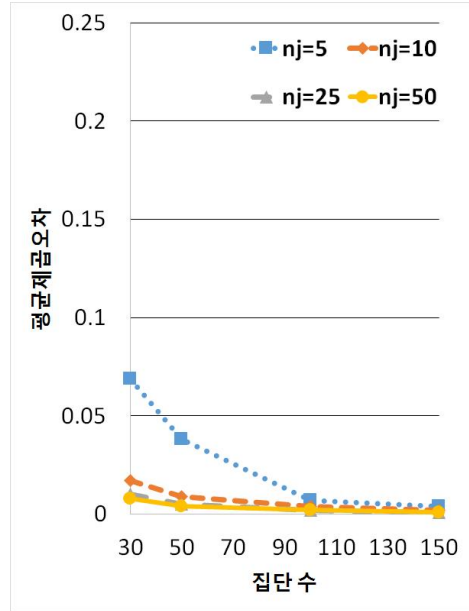
0.10		25	.005	.004	.004	.004
		50	.002	.002	.002	.002
	30	5	.197	.137	.132	.149
		10	.066	.068	.066	.085
		25	.020	.015	.015	.015
		50	.011	.010	.009	.011
	50	5	.112	.089	.120	.114
		10	.030	.025	.024	.024
		25	.010	.008	.007	.007
		50	.006	.005	.005	.005
	100	5	.029	.025	.029	.028
		10	.012	.009	.007	.007
		25	.004	.003	.003	.004
		50	.003	.002	.003	.002
	150	5	.026	.017	.031	.021
		10	.007	.005	.005	.005
		25	.003	.002	.002	.002
		50	.002	.002	.002	.002
0.20	30	5	.067	.055	.053	.069
		10	.024	.018	.021	.017
		25	.010	.010	.009	.010
		50	.008	.008	.008	.008
	50	5	.195	.020	.024	.038
		10	.010	.008	.008	.009
		25	.006	.005	.005	.005
		50	.005	.005	.005	.004
	100	5	.010	.009	.007	.007
		10	.005	.004	.004	.004
		25	.003	.002	.002	.002
		50	.002	.002	.002	.002
	150	5	.006	.005	.005	.004
		10	.003	.002	.002	.002
		25	.002	.001	.002	.001
		50	.001	.001	.001	.001

주1. 음영 처리되어 있는 영역은 맥락효과가 없는 경우를 나타냄.

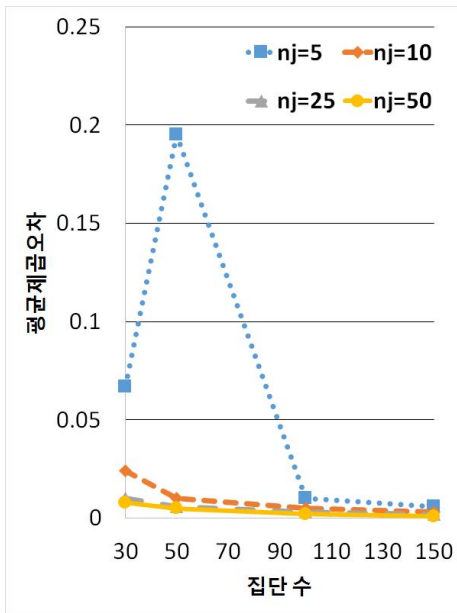
$$b_B(0.39) = b_W(0.39)$$



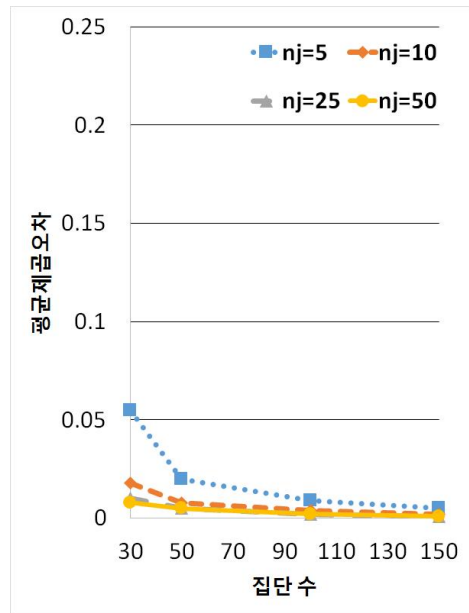
$$b_B(0.39) < b_W(0.59)$$



$$b_B(0.39) > b_W(-0.39)$$

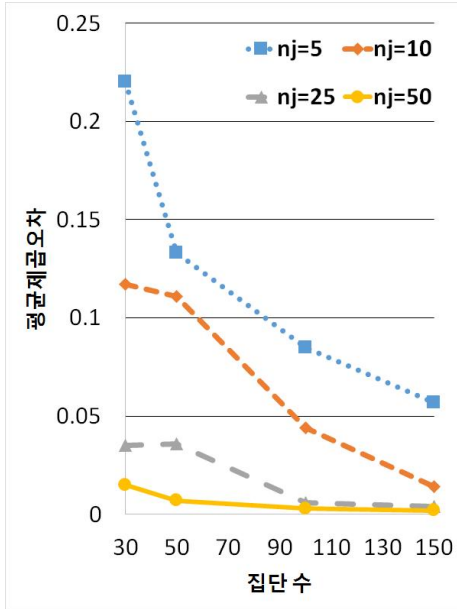


$$b_B(0.39) > b_W(0.14)$$

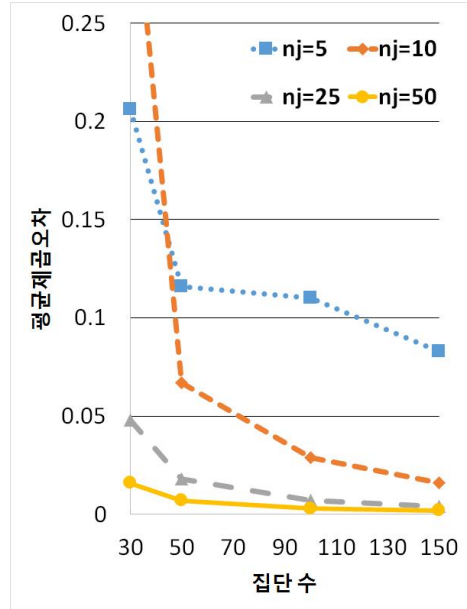


[그림 III-6] 자료 조건에 따른 간접효과의 평균제곱오차(ICC=0.20)

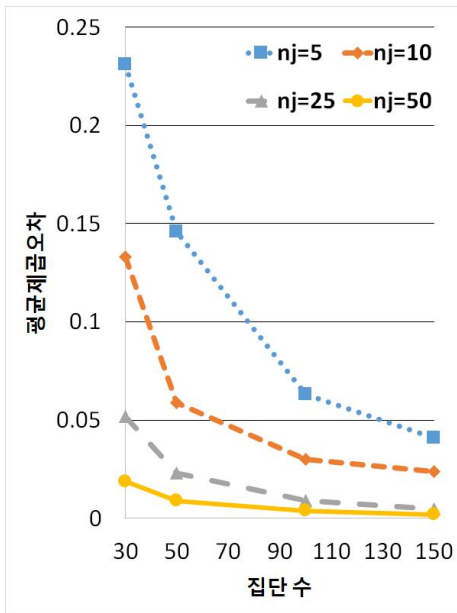
$$b_B(0.39) = b_W(0.39)$$



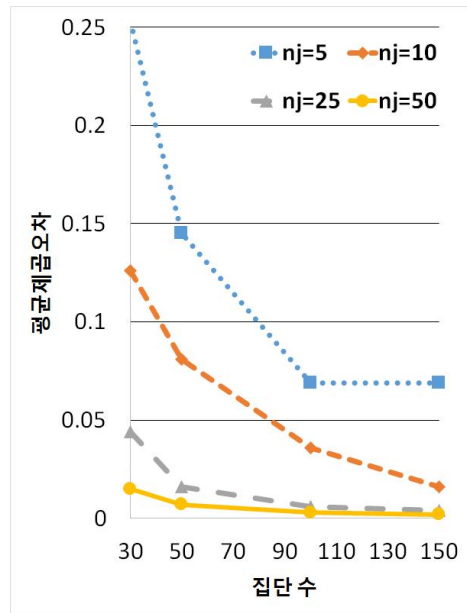
$$b_B(0.39) < b_W(0.59)$$



$$b_B(0.39) > b_W(-0.39)$$



$$b_B(0.39) > b_W(0.14)$$



[그림 III-7] 자료 조건에 따른 간접효과의 평균제곱오차(ICC=0.05)

(2) 직접효과

직접효과의 평균제곱오차는 간접효과의 경우와 유사한 모습을 보였다. 먼저, <표 III-5>와 [그림 III-8], [그림 III-9]¹⁹⁾에 제시된 바와 같이, 직접효과의 평균제곱오차는 맥락효과의 조건과 관련 없이 유사한 모습을 보이다. 먼저, ICC가 증가할수록 평균제곱오차는 일반적으로 감소하였고, 이러한 경향은 집단 크기가 작거나 집단의 수가 적을 때 뚜렷하게 나타났다. 또한, 집단 크기와 집단의 수가 증가할수록 평균제곱오차는 일반적으로 감소하였다. 특히, 집단 크기에 따른 평균제곱오차의 차이는 집단의 수가 적을 때 뚜렷하게 나타났다.

<표 III-5> 자료 조건에 따른 직접효과의 평균제곱오차

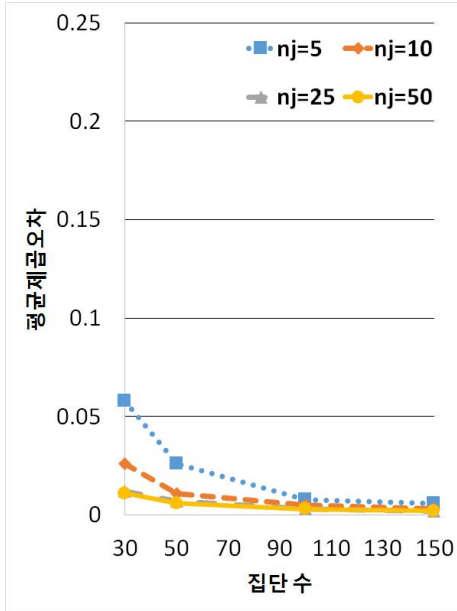
ICC	집단 수	집단 크기	b_w			
			-0.39(medium)	0.14(small)	0.39(medium)	0.59(large)
0.05	30	5	.234	.253	.222	.206
		10	.135	.129	.120	.338
		25	.053	.044	.037	.049
		50	.020	.016	.016	.017
	50	5	.149	.147	.136	.116
		10	.060	.082	.112	.068
		25	.024	.017	.037	.019
		50	.010	.008	.008	.008
	100	5	.065	.070	.086	.110
		10	.030	.036	.044	.030
		25	.009	.007	.007	.007
		50	.005	.003	.003	.003
	150	5	.042	.070	.058	.084
		10	.025	.016	.014	.016
		25	.005	.004	.004	.004
		50	.003	.003	.002	.002

19) [그림 III-8], [그림 III-9]에서는 ICC가 0.20, 0.05일 때의 결과만 제시하였다. ICC가 0.10인 결과는 [그림 부록 2-4]에 제시하였다.

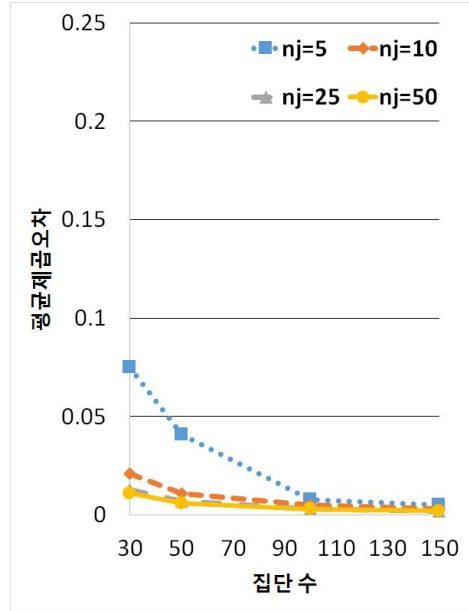
0.10	30	5	.205	.142	.137	.154
		10	.069	.071	.068	.090
		25	.022	.018	.017	.017
		50	.013	.012	.011	.013
	50	5	.120	.091	.123	.118
		10	.032	.027	.025	.026
		25	.012	.009	.008	.008
		50	.007	.006	.006	.006
	100	5	.030	.027	.030	.029
		10	.013	.010	.007	.008
		25	.005	.004	.004	.004
		50	.003	.003	.003	.003
	150	5	.023	.017	.032	.021
		10	.008	.005	.005	.005
		25	.003	.002	.002	.003
		50	.002	.002	.002	.002
0.20	30	5	.074	.060	.058	.075
		10	.029	.022	.026	.021
		25	.015	.014	.012	.013
		50	.011	.012	.011	.011
	50	5	.200	.022	.026	.041
		10	.013	.011	.011	.011
		25	.008	.007	.007	.007
		50	.006	.006	.006	.006
	100	5	.012	.010	.008	.008
		10	.006	.005	.005	.005
		25	.004	.003	.003	.003
		50	.003	.003	.003	.003
	150	5	.008	.006	.006	.005
		10	.004	.003	.003	.003
		25	.002	.002	.002	.002
		50	.002	.002	.002	.002

주1. 음영 처리되어 있는 영역은 맥락효과가 없는 경우를 나타냄.

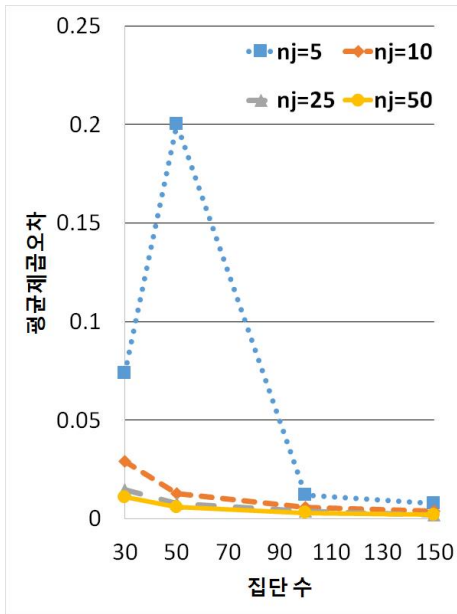
$$b_B(0.39) = b_W(0.39)$$



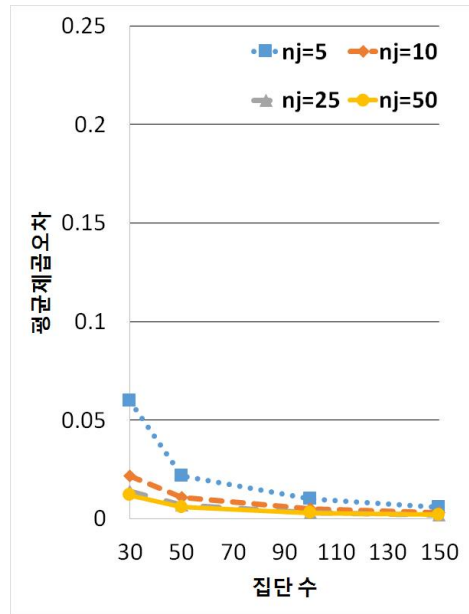
$$b_B(0.39) < b_W(0.59)$$



$$b_B(0.39) > b_W(-0.39)$$

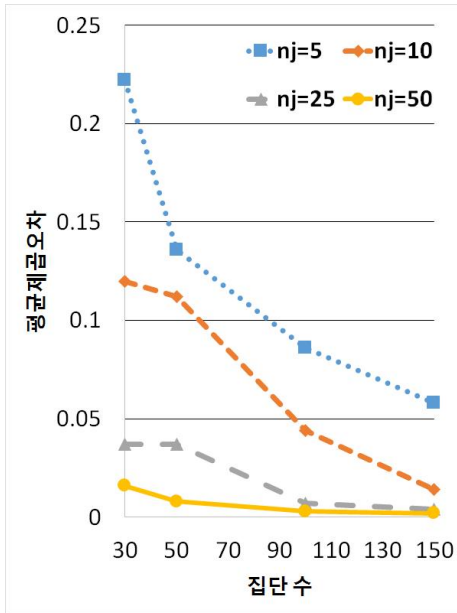


$$b_B(0.39) > b_W(0.14)$$

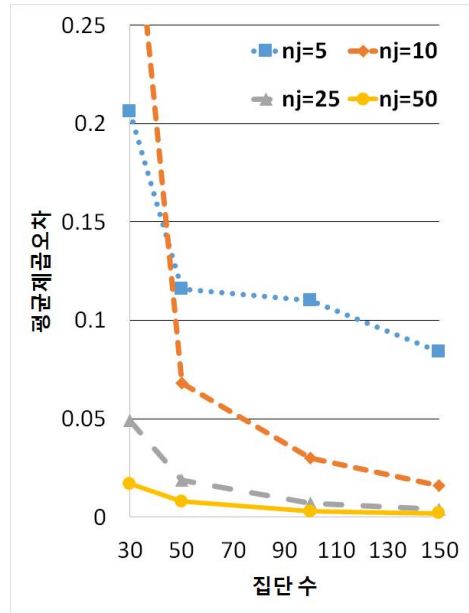


[그림 III-8] 자료 조건에 따른 직접효과의 평균제곱오차(ICC=0.20)

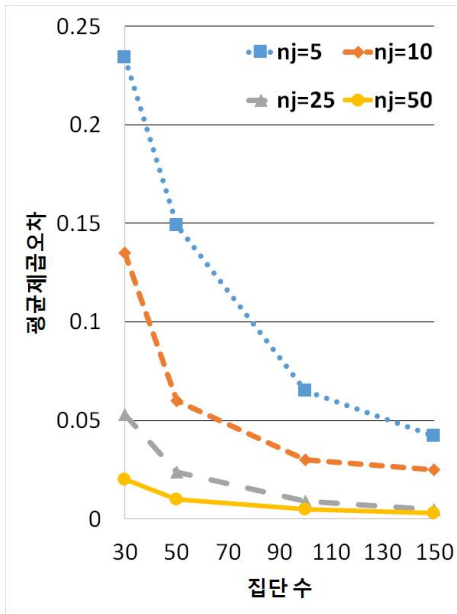
$$b_B(0.39) = b_W(0.39)$$



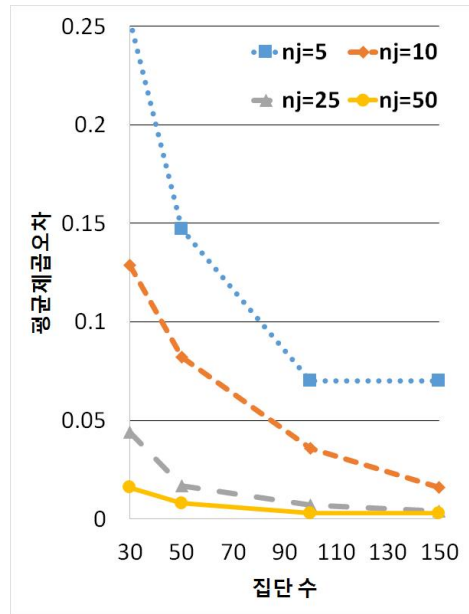
$$b_B(0.39) < b_W(0.59)$$



$$b_B(0.39) > b_W(-0.39)$$



$$b_B(0.39) > b_W(0.14)$$



[그림 III-9] 자료 조건에 따른 직접효과의 평균제곱오차(ICC=0.05)

이러한 결과는 매개변수의 맥락효과의 존재 및 유형과 관계없이 ICC, 집단 수, 집단 크기가 증가할수록 직접효과가 일관적으로 추정될 수 있음을 보여준다. 특히, ICC와 집단 크기가 작을 때, 평균제곱오차가 상대적으로 큰 값을 보인다는 점에 근거하여, 직접효과를 일관적으로 추정하기 위하여 집단 크기가 충분히 확보되어야 할 필요성을 보여준다.

다. 직·간접효과의 검정력 분석

이 절에서는 자료의 조건에 따라 간접효과와 직접효과의 검정력을 순차적으로 살펴보기 위하여 경험적 검정력을 비교하였다.

(1) 간접효과

간접효과의 검정력은 <표 III-6>과 [그림 III-10], [그림 III-11]²⁰⁾에 제시된 바와 같이, 맥락효과의 유무 및 유형과 관련 없이 간접효과의 모수의 크기가 동일하기 때문에 유사한 경향을 보였다. 이를 구체적으로 살펴보면, 간접효과의 검정력은 ICC가 증가할수록 향상되었다. 특히, 이러한 경향은 집단 크기가 작거나 집단의 수가 적을 때 뚜렷하게 나타났다. 또한, 간접효과의 검정력은 집단의 수와 집단 크기가 증가할수록 향상되는 모습을 보였다.

결과적으로, ICC가 0.20일 경우, 150개의 집단이 10개 이상의 표본을 갖거나 100개의 집단이 최소 25개의 표본을 확보한 경우에 0.800 이상의 검정력을 가졌다. ICC가 0.10으로 감소한 경우에는 150개의 집단이 25개 이상의 표본을 갖거나 100개의 집단이 50개의 표본을 확보한 경우에 검정력이 0.800 이상으로 나타났다. 마지막으로, ICC가 0.05로 감소한 경우에는 자료의 조건이 보다 엄격해져, 150개의 집단의 50개의 표본을 확보

20) [그림 III-10], [그림 III-11]에서는 ICC가 0.20, 0.05일 때의 결과만 제시하였다. ICC가 0.10일 때의 결과는 [그림 부록 2-5]에 제시하였다.

한 경우에만 0.800 이상의 검정력을 가졌다.

이러한 결과는 간접효과의 검정력은 ICC, 집단 수, 집단 크기가 증가할수록 향상될 수 있음을 보여준다. 한편, 맥락효과의 존재 및 유형은 간접효과의 검정력에 영향을 주지 않음을 보여준다.

<표 III-6> 자료 조건에 따른 간접효과의 검정력

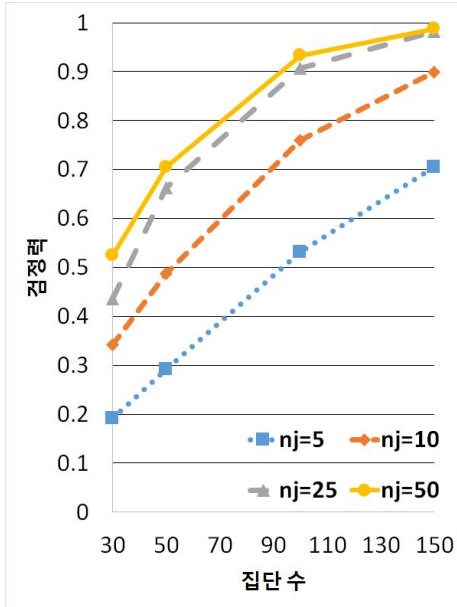
ICC	집단 수	집단 크기	b_w			
			-0.39(medium)	0.14(small)	0.39(medium)	0.59(large)
0.05	30	5	.117	.139	.164	.158
		10	.116	.157	.162	.179
		25	.182	.211	.223	.269
		50	.332	.392	.368	.341
	50	5	.085	.100	.141	.145
		10	.084	.133	.156	.186
		25	.238	.308	.363	.333
		50	.480	.508	.504	.510
	100	5	.069	.119	.118	.155
		10	.090	.217	.258	.263
		25	.484	.565	.542	.534
		50	.733	.791	.753	.772
	150	5	.078	.120	.156	.169
		10	.129	.297	.344	.325
		25	.643	.762	.741	.718
		50	.905	.916	.910	.900
0.10	30	5	.097	.138	.154	.142
		10	.131	.193	.209	.226
		25	.316	.365	.357	.344
		50	.443	.480	.465	.449
	50	5	.093	.132	.168	.178
		10	.153	.269	.305	.296
		25	.471	.524	.533	.504
		50	.626	.643	.632	.641
	100	5	.083	.194	.230	.255
		10	.375	.513	.503	.499

0.20	150	25	.748	.787	.805	.758
		50	.873	.899	.893	.886
		5	.122	.298	.359	.358
		10	.550	.647	.662	.643
		25	.901	.946	.921	.917
		50	.972	.971	.977	.977
	30	5	.128	.171	.191	.200
		10	.272	.322	.342	.314
		25	.432	.449	.435	.439
		50	.519	.495	.525	.503
	50	5	.195	.290	.292	.310
		10	.418	.485	.488	.448
		25	.625	.654	.663	.646
		50	.694	.687	.705	.703
	100	5	.388	.502	.531	.529
		10	.735	.776	.759	.727
		25	.886	.909	.907	.884
		50	.947	.943	.933	.928
	150	5	.608	.684	.705	.672
		10	.881	.902	.899	.881
		25	.983	.981	.982	.979
		50	.987	.990	.988	.988

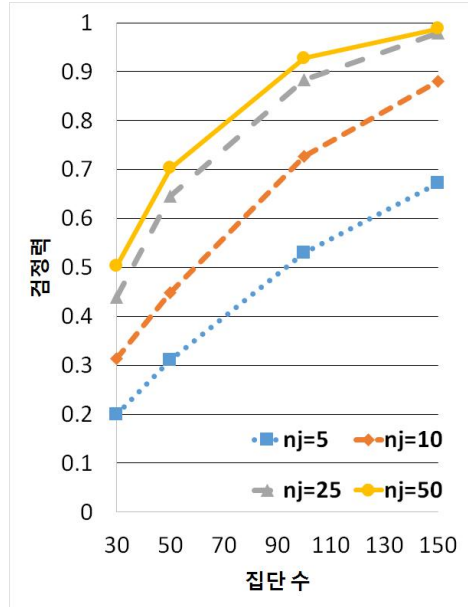
주1. 음영 처리되어 있는 영역은 맥락효과가 없는 경우를 나타냄.

주2. bold 처리된 값은 검정력이 .800 이상임을 의미함.

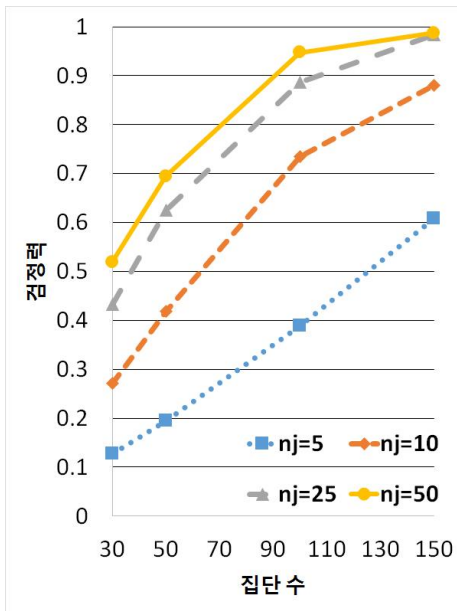
$$b_B(0.39) = b_W(0.39)$$



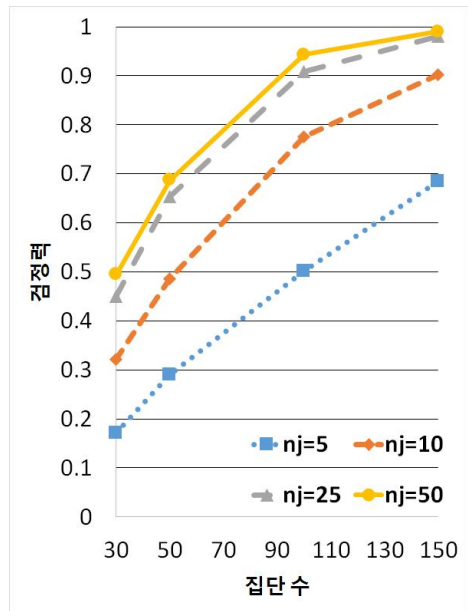
$$b_B(0.39) < b_W(0.59)$$



$$b_B(0.39) > b_W(-0.39)$$

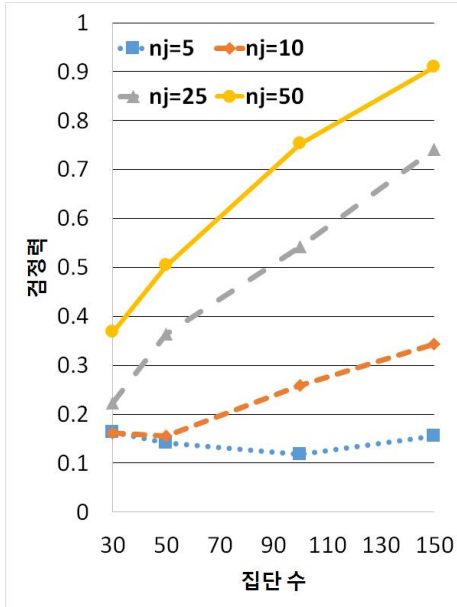


$$b_B(0.39) > b_W(0.14)$$

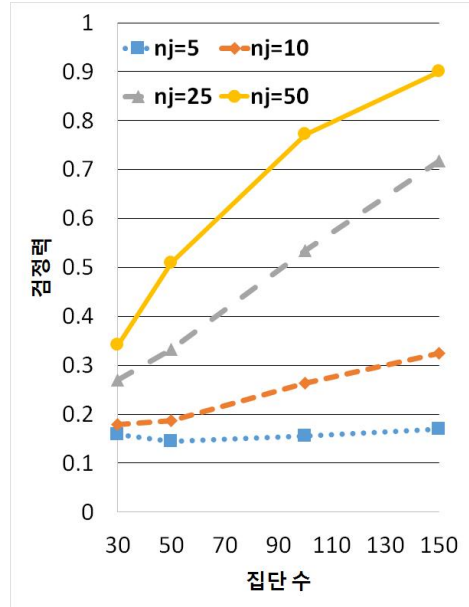


[그림 III-10] 자료 조건에 따른 간접효과의 검정력(ICC=0.20)

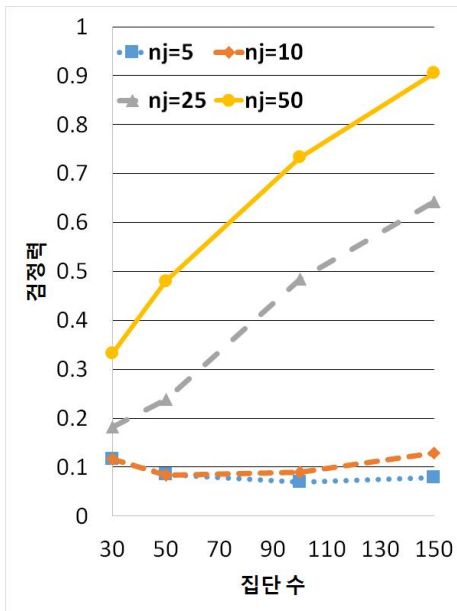
$$b_B(0.39) = b_W(0.39)$$



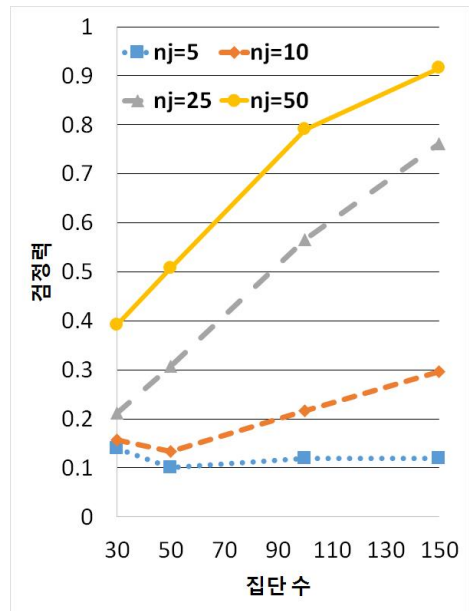
$$b_B(0.39) < b_W(0.59)$$



$$b_B(0.39) > b_W(-0.39)$$



$$b_B(0.39) > b_W(0.14)$$



[그림 III-11] 자료 조건에 따른 간접효과의 검정력(ICC=0.05)

(2) 직접효과

직접효과 역시, <표 III-7>과 [그림 III-12], [그림 III-13]²¹⁾에서 확인할 수 있듯이, 효과크기가 0.14로 고정되어 있기 때문에, 맥락효과의 유무 및 유형은 직접효과의 검정력에 영향을 미치지 않았다. 또한, 간접효과의 경우와 동일하게, 직접효과는 ICC가 증가할수록 향상되었고, 집단의 수와 집단 크기가 증가할수록 향상되는 모습을 보였다.

<표 III-7> 자료 조건에 따른 직접효과의 검정력

ICC	집단 수	집단 크기	b_w			
			-0.39(medium)	0.14(small)	0.39(medium)	0.59(large)
0.05	30	5	.218	.160	.143	.126
		10	.181	.167	.153	.152
		25	.210	.238	.231	.209
		50	.270	.312	.333	.330
	50	5	.180	.160	.143	.117
		10	.175	.167	.134	.136
		25	.263	.298	.289	.307
		50	.345	.459	.420	.454
	100	5	.186	.150	.112	.093
		10	.197	.241	.197	.188
		25	.387	.477	.514	.518
		50	.609	.716	.734	.739
	150	5	.200	.182	.127	.086
		10	.262	.309	.313	.274
		25	.495	.600	.672	.682
		50	.762	.806	.852	.853
0.10	30	5	.151	.145	.142	.130
		10	.208	.171	.190	.199
		25	.290	.311	.292	.333
		50	.353	.363	.403	.393

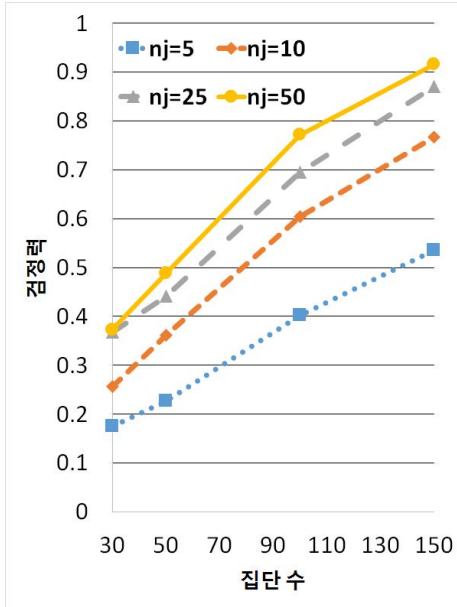
21) [그림 III-12], [그림 III-13]에서는 ICC가 0.20, 0.05일 때의 결과만 제시하였다. ICC가 0.10일 때의 결과는 [그림 부록 2-6]에 제시하였다.

0.20	50	5	.179	.168	.137	.117
		10	.231	.265	.256	.225
		25	.371	.396	.413	.428
		50	.448	.484	.547	.496
	100	5	.217	.224	.214	.173
		10	.342	.402	.414	.392
		25	.570	.667	.648	.661
		50	.729	.776	.769	.781
	150	5	.236	.290	.297	.240
		10	.432	.541	.576	.553
		25	.736	.810	.837	.815
		50	.873	.950	.911	.928
0.20	30	5	.190	.191	.176	.177
		10	.227	.253	.256	.274
		25	.286	.326	.368	.354
		50	.380	.377	.373	.386
	50	5	.219	.252	.227	.218
		10	.301	.350	.362	.388
		25	.434	.445	.441	.432
		50	.504	.523	.488	.475
	100	5	.325	.381	.402	.377
		10	.485	.564	.605	.588
		25	.663	.714	.695	.717
		50	.741	.775	.771	.736
	150	5	.412	.545	.535	.556
		10	.644	.729	.767	.743
		25	.815	.895	.870	.852
		50	.877	.895	.915	.908

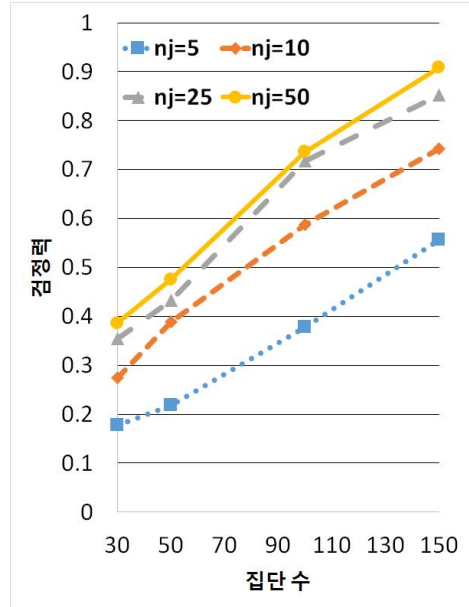
주1. 음영 처리되어 있는 영역은 맥락효과가 없는 경우를 나타냄.

주2. bold 처리된 값은 검정력이 .800 이상임을 의미함.

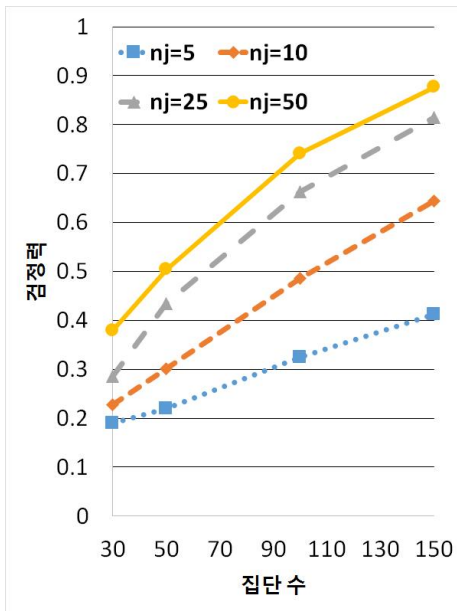
$$b_B(0.39) = b_W(0.39)$$



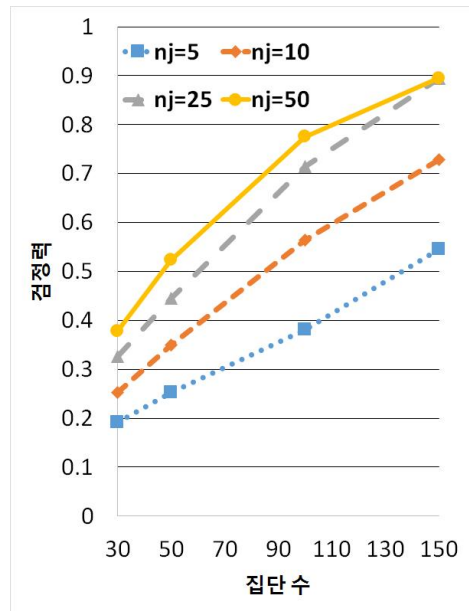
$$b_B(0.39) < b_W(0.59)$$



$$b_B(0.39) > b_W(-0.39)$$

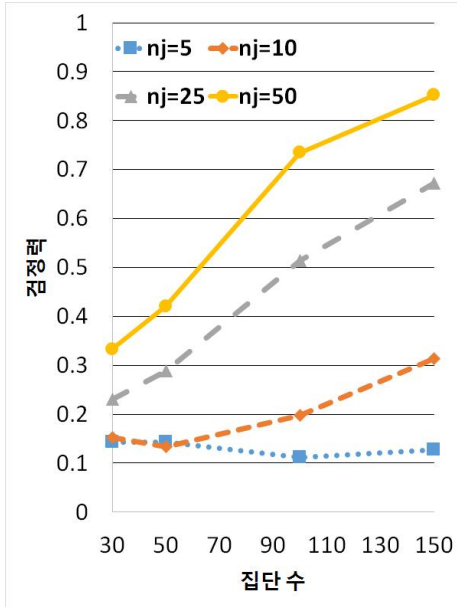


$$b_B(0.39) > b_W(0.14)$$

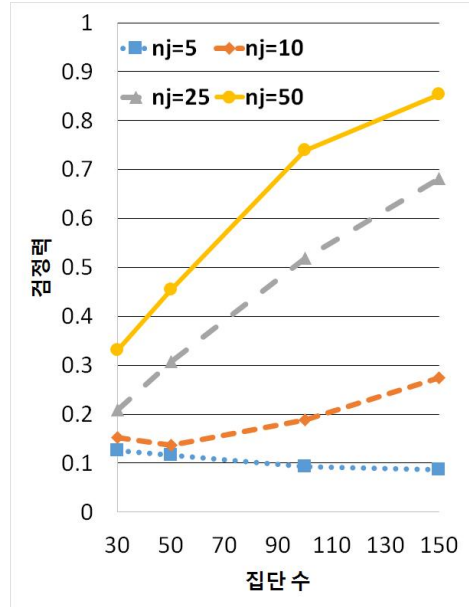


[그림 III-12] 자료 조건에 따른 직접효과의 검정력(ICC=0.20)

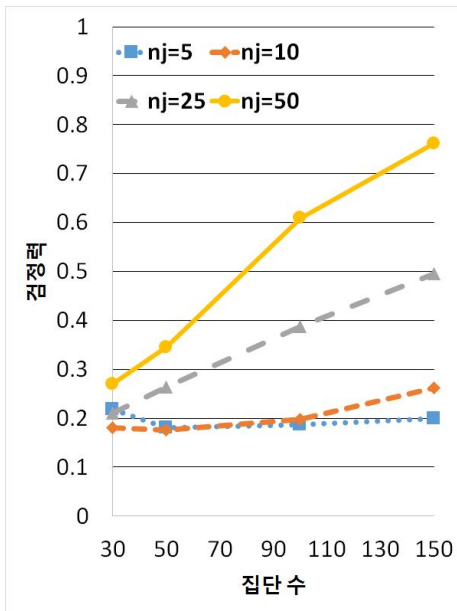
$$b_B(0.39) = b_W(0.39)$$



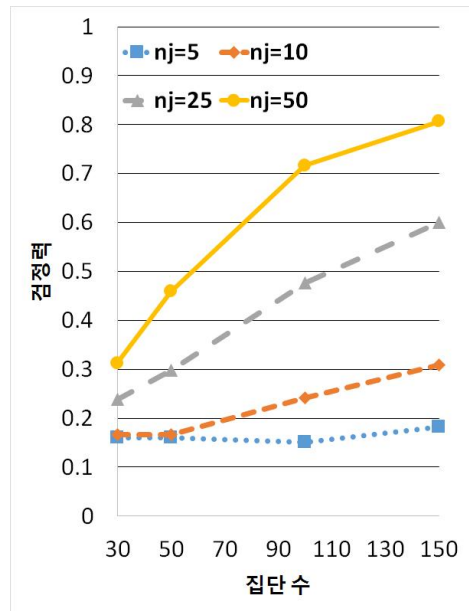
$$b_B(0.39) < b_W(0.59)$$



$$b_B(0.39) > b_W(-0.39)$$



$$b_B(0.39) > b_W(0.14)$$



[그림 III-13] 자료 조건에 따른 직접효과의 검정력(ICC=0.05)

결과적으로, 직접효과의 검정력은 ICC가 0.10 이상일 때, 150개의 집단이 최소 25개의 표본을 가질 경우에 일반적으로 0.800 이상의 값을 가졌다. 반면, ICC가 0.05로 감소했을 때는 150개의 집단이 50개의 표본을 갖는 경우에만 검정력이 일반적으로 0.800 이상의 값을 가졌다.

이러한 결과는 직접효과의 검정력은 맥락효과의 유무 및 방향과 관련 없이 ICC, 집단의 수, 집단 크기가 증가할수록 향상됨을 보여준다.

4. 결론

가. 요약

연구1의 목적은 독립변수, 매개변수, 종속변수가 각각 2수준, 1수준, 1수준에 위치하는 구조에서 발생하는 다층 매개효과를 검증하는 데 있어, 다층 구조방정식모형을 활용할 때 맥락효과와 다층 자료의 구조에 따라 직·간접효과 추정치의 양호도가 어떠한지 밝히고자 하는 것이다. 이를 위해 연구1에서는 독립변수, 매개변수, 종속변수가 하나씩 있는 구조를 가정하여 맥락효과와 다층 자료의 조건에 따라 직·간접효과 추정치의 정확성, 효율성, 검정력이 어떠한지 확인하였다.

연구문제를 해결하기 위해 연구1에서는 모의실험 자료를 생성하여 연구의 자료로 활용하였다. 구체적으로, ICC, 집단의 수, 집단 크기를 반영하여 48개의 조건을 고려하였다. 또한, 맥락효과의 유형을 맥락효과가 없는 경우, 집단 간 효과가 집단 내 효과보다 크거나 작은 경우, 두 효과의 방향이 반대인 경우와 같이 4가지 조건을 나누어 살펴보았다. 따라서 총 192개(48*4개) 조건에 대하여 1,000개씩의 자료를 반복 생성하여 분석하였다. 간접효과와 직접효과 추정치의 양호도는 정확성, 효율성, 검정력을 평가하기 위하여 상대적 편의, 평균제곱오차, 경험적 검정력을 준거로 활용하였다.

연구1의 결과를 요약하여 제시하면 다음과 같다.

첫째, 정확성의 측면에서, 매개변수의 맥락효과의 여부에 따라 정확성의 차이가 있음을 확인하였다. 즉, 매개변수의 맥락효과가 존재하지 않을 경우에 간접효과와 직접효과는 ICC와 집단 크기가 모두 작은 경우를 제외하고 일반적으로 정확하게 추정되었다. 한편, 맥락효과가 존재할 때, 맥락효과의 유형과 관련 없이 직·간접효과는 ICC, 집단의 수, 집단 크기가 증가할수록 정확하게 추정되었다. 이러한 결과는 다층 구조방정식모형을 활용한 선행연구(Lüdtke, 2008; McNeish, 2017; Pham, 2017; Preacher et al., 2011; Talloen et al., 2018)와 일치한 결과를 보였다.

둘째, 맥락효과의 유형에 따라 직·간접효과가 편의 되는 방향이 영향을 받았다. 맥락효과의 유형은 매개변수의 집단 간 효과가 집단 내 효과보다 크거나 작은 경우로 이루어져 있다. 분석 결과, 집단 간 효과가 집단 내 효과보다 큰 경우에 간접효과는 과대 추정되었으며, 이는 선행연구의 결과와 일치한다(Lüdtke, 2008; Pham, 2017; Preacher et al., 2011; Talloen et al., 2018). 이때, 직접효과는 간접효과와 반대로 과소 추정되었다. 또한, 집단 간 효과가 집단 내 효과보다 작을 때, 간접효과는 과소 추정되었고, 직접효과는 과대 추정되었다. 이러한 결과는 매개변수의 맥락효과의 유형에 영향을 받아 간접효과가 일정한 방향으로 편의 되고 있음을 보여준다. 또한, 직접효과는 간접효과와 반대 방향으로 편의 되는 모습을 보였는데, 이는 직·간접효과의 편의가 상쇄되어 독립변수의 총효과가 정확하게 추정될 수 있음을 보여준다.

셋째, 효율성의 측면에서, 직·간접효과는 ICC가 클수록 일관적으로 추정되었고, 집단의 수와 집단 크기가 증가할수록 일관적으로 추정되었다. 역시 이러한 결과는 선행연구와 일치된 결과를 보여준다(Lüdtke, 2008; Preacher et al., 2011; Talloen et al., 2018). 한편, 직·간접효과를 일관적으로 추정하는 데 있어, 맥락효과의 유형은 영향을 주지 않았다. 이러한 결과는 연구자가 직·간접효과를 안정적으로 추정하고자 할 때, 매개변수의 맥락효과의 여부보다는 특히, ICC가 낮은 매개변수 및 종속변수를 활용할 때, 충분한 수의 집단과 집단 내 사례의 확보가 중요함을 보여준다.

넷째, 검정력과 관련하여, 직·간접효과 모두 ICC, 집단의 수, 집단 크기가 증가할수록 검정력이 향상되었다. 이러한 결과는 Pham(2017)의 연구와 일치한다. 또한, 맥락효과의 유형은 직·간접효과의 검정력에 영향을 주지 않았다. 이는 맥락효과의 유형이 집단 내 효과의 크기에 따라 구분되기 때문에, 직·간접효과의 모수의 크기에 영향을 주지 않기 때문이다. 따라서 실제 영이 아닌 직·간접효과를 영이라고 판단할 2종 오류(type II error)를 범하지 않기 위해 맥락효과의 유형보다는 집단의 수와 집단 크기가 충분히 클 필요가 있음을 보여준다.

나. 논의

연구1의 결과를 바탕으로 다층 구조방정식모형을 활용한 매개효과의 분석은 다음과 같은 시사점을 보여준다. 첫째, 다층 구조에서 발생하는 매개효과를 올바르게 분석하기 위해 다층 구조방정식모형의 활용을 제안하였다. 현재 많은 교육 연구는 매개효과 분석을 통해 처치와 결과 간의 메커니즘에 대한 정보를 탐색 및 확인하고 있다. 이러한 점에서 교사, 학급 또는 학교 단위에서 시행되는 처치가 어떠한 과정을 통해 학생의 결과에 영향을 미치는지 확인하는 데 있어, 다층 매개효과의 분석은 내재된 구조를 반영하여 적절하게 이를 분석할 수 있도록 한다. 또한, 다층 구조방정식모형이 위계적 선형 모형보다 매개효과를 정확하게 추정한다(Pham, 2017; Preacher et al., 2011; Talloen et al., 2018). 이러한 점에서 다층 구조방정식모형의 활용은 다층 구조에서 발생하는 매개효과를 정확하게 추정하여 학교에서 발생하는 다양한 인과적 과정에 대한 이해를 도울 수 있으리라 기대할 수 있다.

둘째, 연구1은 다양한 맥락효과의 유형을 고려하여 직·간접효과를 추정하는 데 적절한 자료의 조건을 탐색하였다는 점에서 이점을 갖는다. 특히, 교육 상황에서 일반적으로 맥락효과가 발생한다는 점에서 이 연구는 맥락효과를 고려하여 다층 매개효과를 분석하는 데 도움을 줄 수 있으리라 기대할 수 있다. 예를 들어, 일반적으로 SES가 높은 학생이 많이 재학하는 학교일수록 명문대 진학을 희망하는 비율이 높다. 이때, SES가 낮은 학생이더라도 SES가 높은 주위 친구들이 진학하길 희망하는 대학 수준에 영향을 받을 수 있다. 따라서 동일한 SES 수준을 보이는 두 학생을 비교할 때, 평균 SES가 높은 학교에 재학하는 학생이 평균 SES가 낮은 학교에 재학하는 학생보다 대학 진학 희망 수준이 높을 수 있다. 이러한 맥락에서 선행연구는 맥락효과를 가정하지 않거나 맥락효과의 조건을 고정하여 다층 자료의 조건(ICC, 집단의 수, 집단 크기)에 따른 간접효과 추정치의 양호도를 비교하였다는 점에서 한계를 보인다(Bauer et al., 2006; Krull & MacKinnon, 1999; Li & Beretvas, 2013; Lüdtke et

al., 2008; McNeish, 2017; Pham, 2017; Pituch et al., 2005, 2006; Pituch & Stapleton, 2008; Preacher et al., 2011; Talloen et al., 2018; Zhang et al., 2009). 하지만 연구1에서는 매개변수의 맥락효과가 없는 경우, 집단 간 효과가 더 큰 유형의 맥락효과, 집단 내 효과가 더 큰 유형의 맥락효과와 같이 여러 개의 맥락효과의 유형을 고려하였다. 이로부터 맥락효과의 조건에 따라 집단의 수와 집단 내 사례 수가 충분하지 않을 때, 간접효과와 직접효과가 편의 되는 방향이 영향 받을 수 있음을 확인하였다.

셋째, 실제 상황에서 매개효과는 부분적으로 발생하는 경우가 일반적이다. 이러한 점을 반영하여 연구1은 완전 매개효과 모형이 아닌 부분 매개효과 모형을 가정하여 직·간접효과 추정치의 양호도를 종합적으로 살펴보았다는 점에서 이점을 갖는다. 또한, 부분 매개효과 모형을 가정하더라도 경우에 따라 직접효과는 종속변수에 대하여 독립변수의 직접적인 효과를 의미할 수 있지만, 모형에서 누락된 매개변수의 효과를 포함할 수 있다. 이러한 맥락에서 연구1은 선행연구(Bauer et al., 2006; Krull & MacKinnon, 1999; Li & Beretvas, 2013; McNeish, 2017; Pham, 2017; Pituch et al., 2005, 2006; Pituch & Stapleton, 2008; Preacher et al., 2011; Zhang et al., 2009)를 발전시켜 자료의 조건에 따라 부분 매개효과 모형에 포함된 추정치가 어떠한 관련을 보이는지 살펴보았다는 점에서 이점을 갖는다. 예를 들어, 연구1은 매개변수의 맥락효과의 유형에 따라 간접효과가 다른 방향으로 편의 되고, 직접효과의 편의는 간접효과의 편이에 영향을 받아 간접효과와 반대 방향으로 편의됨을 확인하였다.

마지막으로, 이러한 점에 근거하여 독립변수, 매개변수, 종속변수가 모두 하나씩 있는 구조에서 실제 영이 아닌 직·간접효과를 정확하고, 일관적으로 검증하는 데 적합한 자료 조건을 <표 III-8>과 같이 제안하였다. 이와 같은 권장 조건은 연구 가설을 검증하기 위해 실제 자료 수집을 계획하는 연구자에게 실용적인 가이드라인을 제공할 수 있다. 즉, 연구자는 가정에 따라 모형에 포함된 매개변수가 어떤 유형의 맥락효과를 갖고 있는지 확인한 후, 모형에 포함된 변수의 ICC에 따라 적합한 집단의 수와 집단 크기를 결정할 수 있다. 한편, 실제적으로 정확한 ICC 값은 자료를

수집한 후 계산되므로, 자료를 수집하기 이전에 정확한 값을 알 수 없다. 하지만 국내 선행연구를 검토하여 사용할 변수가 수학 성취와 같이 ICC가 큰 변수인지 또는 심리적 구인과 같이 ICC가 작은 변수인지 가정함으로써 자료 수집을 계획할 수 있다.

<표 III-8> 독립변수, 매개변수, 종속변수가 하나씩 있는 구조에서의 권장조건

조건		직접효과		간접효과
맥락효과가 없을 때	ICC	집단 수	집단 크기	집단 크기
$b_B = 0.39, b_W = 0.39$	0.05	150	50 이상	50 이상
	0.10	100	X	25 이상
		150	25 이상	
	0.20	100	X	10 이상
		150	25 이상	
맥락효과가 있을 때	ICC	집단 수	집단 크기	집단 크기
$b_B = 0.39, b_W = 0.14$	0.05	150	50 이상	50 이상
	0.10	100	X	
		150	25 이상	25 이상
또는 $b_B = 0.39, b_W = 0.59$	0.20	100	X	
		150	25 이상	10 이상
$b_B = 0.39, b_W = -0.39$	0.05	150		50 이상
	0.10	100		
		150	50	25 이상
	0.20	100	X	
		150	25 이상	10 이상

위와 같은 권장 조건은 맥락효과가 반대 방향으로 나타날 때, 자료의 조건이 상대적으로 엄격하였지만 일반적으로 큰 차이를 갖지 않았다. 따라서 자료 수집을 위해 다음과 같은 점을 안내할 수 있다. 먼저, 집단의 수를 결정하는 데 있어 최소 100개의 집단이 필요하며, 모형에 포함된 변수의 ICC가 낮거나 작은 크기의 직접효과도 검증하기 위해서는 150개 이상의 집단이 필요하다. 또한, 집단 크기를 결정하는 데 있어 변수의 ICC가 0.20을 초과한다면, 자료 수집에 있어 최소 집단 크기를 10으로

계획할 수 있다. 하지만 일반적으로 ICC가 0.20보다 작은 점을 고려하면, 집단별로 최소 25개의 표본을 포함한다고 설계하는 것이 적절하다.

위와 같은 이점에도 불구하고 이 연구는 한계점을 가지고 있으며, 이를 바탕으로 후속 연구에 대하여 다음과 같은 제언이 가능하다. 첫째, 이 연구는 다양한 조건을 고려하고자 노력하였지만, 여전히 제한된 조건을 반영하여 모의실험을 수행하였다. 예를 들어, 부분 매개효과 모형을 가정할 때, 직접효과를 작은 효과크기로 고정하였다. 하지만, 실제적으로 직접효과가 더 크게 나타날 수 있고, 이에 따라 검정력이 향상될 수 있다. 또는 실제적으로 집단에 따라 사례 수가 동일하지 않을 수 있지만, 이 연구에서는 모든 집단이 동일한 표본을 갖는 것을 가정하였다. 따라서 연구 결과를 해석하는 데 있어 모의실험 자료 조건을 고려하여 주의할 필요가 있으며, 효과크기가 증가할 때 직·간접효과 추정치의 양호도가 어떠한 차이를 보이는지 추가적으로 살펴볼 필요가 있다.

둘째, 이 연구에서는 다층 구조방정식모형을 활용하였음에도 불구하고, 독립변수, 매개변수, 종속변수가 하나의 관찰변수로 이루어진 구조를 가정하여 측정모형을 추정하지 않았다. 한편, 구조방정식모형은 하나의 잠재요인과 여러 개의 관찰변수의 관계를 반영하여 측정 오차를 통제할 수 있는 이점을 갖는다(Kline, 2005). 실제 다층 구조방정식모형을 활용하는 연구에서 잠재변수에 대하여 복수의 관찰변수를 가정하고 있다(박도영, 2011; 박세진, 이현숙, 2015; 이금호, 정혜원, 2016). 이러한 점을 반영하여 후속 연구에서는 잠재변수에 근거하여 다층 매개효과를 분석할 수 있는 모의실험을 수행할 필요가 있다.

마지막으로, 이 연구에서는 모형에 독립변수, 매개변수, 종속변수만을 포함하여 모의실험을 수행하였다. 실제, 매개효과를 분석하는 많은 연구는 매개변수 및 종속변수에 영향을 미치는 공변인(covariates)을 포함하고 있다. 따라서 실제 다층 매개효과 모형을 활용하여 직·간접효과를 정확하게 추정하기 위하여 공변인이 누락되지 않도록 모형을 주의 깊게 설정할 필요가 있다(Intravia et al., 2017; Nawa et al., 2018; Palardy, 2015; Piontek et al., 2008; Zhang et al., 2018).

IV. 연구2: 독립변수가 두 개인 구조에서의 다층 매개효과 검증

1. 연구의 목적 및 연구 문제

연구2에서는 다층 구조방정식모형을 활용하여 독립변수가 두 개인 2-1-1 구조에서 발생하는 매개효과를 검증한다. 연구2의 목적은 자료의 조건에 따라 직접효과와 간접효과 추정치의 양호도를 비교하는 데 있다.

실질적으로 매개효과를 분석하는 데 있어, 독립변수, 매개변수, 종속변수가 여러 개로 이루어져 있는 경우가 빈번하게 나타난다. 예를 들어, 하나의 종속변수에 대하여 여러 개의 독립변수가 영향을 미칠 때, 복수의 독립변수가 직접적으로 또는 간접적으로 종속변수에 영향을 미치는지 탐색하거나, 여러 개의 독립변수 중 어떠한 변수가 중요한 역할을 하는지, 또는 여러 개의 매개효과가 동일한 크기로 나타나는지 등을 분석할 수 있다(김효진 외, 2018; Piontek et al., 2008; Weng & Chang, 2015).

실제 많은 연구에서 복수의 독립변수를 포함하여 다층 매개효과를 분석해 왔지만, 기존의 모의실험 연구와 ‘연구1’은 독립변수, 매개변수, 종속변수가 모두 하나로 이루어진 구조를 가정한다(Krull & MacKinnon, 1999, 2001; McNeish, 2017; Pituch et al., 2005, 2006; Pituch & Stapleton, 2008, 2012; Pham, 2017; Preacher et al., 2011; Talloen et al., 2018; Zhang et al., 2009). 이러한 구조에 근거한 모의실험 연구 결과는 그 동안 다층 매개효과의 추정치를 얻기 위하여 요구되는 자료의 조건과 적절한 모형에 대한 정보를 제공해 왔다. 하지만 이러한 연구는 독립변수, 매개변수, 종속변수의 구조적 관계를 간단하게 가정하였기 때문에, 실제 요구되는 자료 조건보다 완화된 정보를 제공했을 가능성이 있다.

모의실험에서 변수 간의 복잡한 구조적 관계를 반영한다면, 실용적인 정보를 제공할 수 있으므로 충분한 의미를 갖는다. 이러한 점에 비추어

연구2에서는 복수의 독립변수가 있는 상황을 반영하고자 하였다. 이를 위해 2수준의 독립변수가 두 개 존재하고, 1수준의 매개변수와 종속변수가 한 개씩 존재하는 구조를 가정하여 모의실험을 수행하였다. 이때, 두 독립변수는 모두 직접효과와 간접효과를 갖는 상황을 가정하였고, 동일한 매개변수에 대하여 두 독립변수의 효과크기는 다르다고 가정하였다.

이와 같이 두 간접효과의 효과크기가 다른 상황에서 2-1-1 구조를 따는 자료에 대하여 다층 구조방정식모형을 적용했을 때, 맥락효과와 다층 자료의 구조에 따라 직·간접효과 추정치의 양호도가 어떠한지 살펴보았다. 이로부터 독립변수가 두 개로 이루어진 구조에서의 직·간접효과 추정치의 양호도가 독립변수가 한 개로 이루어진 구조에서의 양호도와 유사한 경향을 보이는지 확인하였다. 또한, 두 간접효과 추정치가 유사한 경향을 보이는지, 이로 인해 직접효과 추정이 영향을 받는지 확인하였다. 연구2의 모의실험에 대한 연구문제를 구체적으로 기술하면 다음과 같다.

연구문제 2. 독립변수가 두 개인 2-1-1 구조에서 다층 매개효과를 검증할 때, 맥락효과와 자료의 구조에 따라 직·간접효과 추정치의 양호도는 어떠한가?

연구문제 2-1. 다층 매개효과를 검증할 때, 자료의 조건(맥락효과의 유형, 집단의 수, 집단 크기, ICC)에 따라 직·간접효과 추정치의 정확성은 어떠한가?

연구문제 2-2. 다층 매개효과를 검증할 때, 자료의 조건(맥락효과의 유형, 집단의 수, 집단 크기, ICC)에 따라 직·간접효과 추정치의 효율성은 어떠한가?

연구문제 2-3. 다층 매개효과를 검증할 때, 자료의 조건(맥락효과의 유형, 집단의 수, 집단 크기, ICC)에 따라 직·간접효과 추정치의 검정력은 어떠한가?

2. 연구 방법

가. 연구 자료

(1) 자료의 조건

연구2에서는 독립변수가 두 개인 2-1-1 구조에서 다층 구조방정식모형을 활용했을 때, 자료의 조건에 따라 직·간접효과 추정치의 양호도가 어떠한 차이를 보이는지 비교하였다. 이를 위하여 집단의 수, 집단 크기, ICC, 맥락효과의 조건을 다르게 하여 모의실험 자료를 생성하였다. 이에 대한 조건을 순차적으로 살펴보면 다음과 같다.

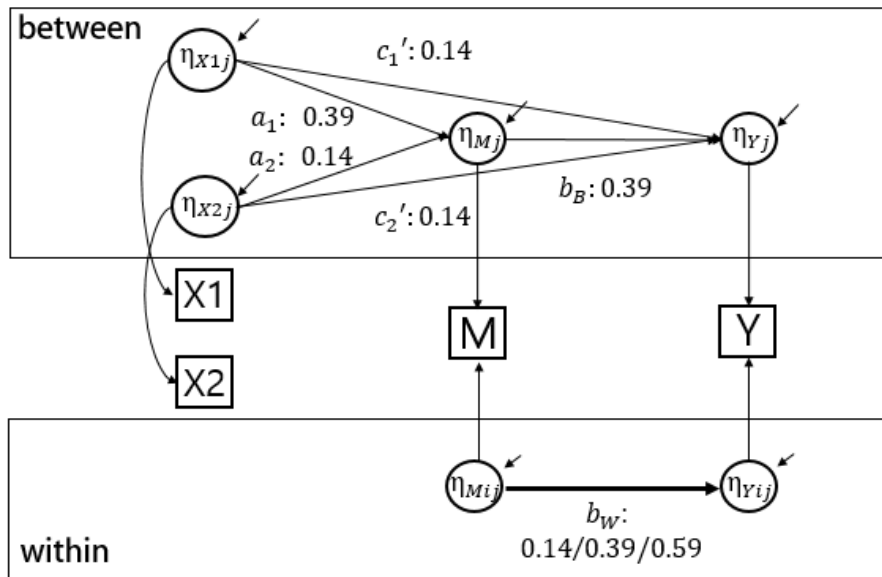
먼저, 집단의 수, 집단 크기, ICC의 조건은 연구1과 동일하게 설정하였다. 구체적으로, 집단의 수는 30개, 50개, 100개, 150개와 같이 4가지 조건을 고려하였다(권순형, 2014; 김기용, 2010; 김성숙 외, 2015; 김수연, 2017; 김수진 외, 2015; 김해경, 2016; 김호, 2007; 방은정, 2015; 석영미, 2016; 송정화, 2011; 윤미숙, 2017; 정지은, 2017; 허은정, 2011; Bauer et al., 2006; Kelcey et al., 2017; Kreft, 1996; Krull & MacKinnon, 1999, 2001; Lüdtke et al., 2008; McNeish, 2017; Pham, 2017; Pituch et al., 2005; Preacher et al., 2011; Ryu, 2008; Talloen et al., 2018; Zhang et al., 2009).

집단 크기 조건은 동일한 학교에서 교사 또는 학생을 표집하는 상황을 가정하였고, 선행연구에 근거하여 5명, 10명, 25명, 50명의 4가지 조건을 고려하였다(교육부, 한국교육개발원, 2016; 이규민 외, 2007; Krull & MacKinnon, 1999, 2001; Lüdtke et al., 2008; Pham, 2017; Pituch et al., 2005, 2006; Talloen et al., 2018; Zhang et al., 2009).

매개변수와 종속변수의 잔차 ICC의 조건은 0.05, 0.10, 0.20의 3가지 조건을 고려하였다. 이와 같은 조건은 선행연구를 따라 설정하였다(Krull & MacKinnon, 1999, 2001; Li & Beretvas, 2013; Lüdtke et al., 2008; McNeish, 2017; Pham, 2017; Pituch et al., 2005; Pituch & Stapleton,

2008, 2012; Preacher et al., 2011; Talloen et al., 2018).

마지막으로, 맥락효과의 조건은 3가지 조건을 고려하였다. 이를 위해 연구1과 같이 구조계수의 효과크기를 0.14(small), 0.39(medium), 0.59 (large)의 값으로 설정하였다(MacKinnon et al., 2002, 2004, 2007; Zhang et al., 2009).



[그림 IV-1] 연구2 다층 매개효과 모형의 구조계수 조건

연구2에서는 [그림 IV-1]과 같이 두 개의 독립변수(X_1, X_2)가 존재하는 상황을 가정하였고, 두 변수 모두 직접효과와 간접효과를 갖는다고 가정하였다. 따라서 연구2의 모형은 두 개의 직접효과와 두 개의 간접효과를 포함한다. 이때, 두 직접효과(c_1', c_2')는 선행연구를 고려하여 모두 0.14로 고정하였다(Kelcey et al., 2017; Pituch et al., 2005, 2006; Pituch & Stapleton, 2008; Preacher et al., 2011; Talloen et al., 2018). 또한, 매개변수에 대한 독립변수의 효과는 각각 중간 효과크기와 작은 효과크기를 갖는다고 가정하여 a_1 는 0.39, a_2 는 0.14로 고정하였다. 이는 실제 상황에서 두 구조계수의 크기가 동일하기보다 다른 경우가 일반적이고, 집단

수준에서의 효과크기는 크지 않을 것이라는 가정에 근거하였다.

종속변수에 대한 매개변수의 효과는 3개의 조건을 고려하였다(Bauer et al., 2006; Krull & MacKinnon, 1999; Li & Beretvas, 2013; Preacher et al., 2011; Zhang et al., 2009). 먼저, b_B 는 0.39로 고정하였고, 맥락효과의 유형을 나누기 위하여 b_W 는 0.14(small), 0.39(medium), 0.59(large)로 3개의 조건을 설정하였다. 이로부터 맥락효과의 조건은 맥락효과가 없는 경우($b_B=0.39$, $b_W=0.39$), 집단 간 효과가 집단 내 효과보다 큰 경우($b_B=0.39$, $b_W=0.14$), 집단 간 효과가 집단 내 효과보다 작은 경우($b_B=0.39$, $b_W=0.59$)와 같이 3가지 유형으로 나뉜다.

종합적으로, 연구2의 모의실험의 자료 생성 조건은 총 144개 조건(집단의 수 4개 조건×집단 크기 4개 조건×ICC 3개 조건×구조계수 3개 조건)으로 설정하였다.

(2) 자료 생성 및 분석 절차

모의실험 자료를 생성한 절차는 다음과 같다. 위계적 선형 모형에 근거하여 독립변수, 매개변수, 종속변수를 생성하였다. 먼저, 식 (IV-1)과 같은 상관행렬을 바탕으로 2수준에 위치하는 두 독립변수(X_{1j} , X_{2j})가 다변량 정규분포를 따르도록 무선적으로 생성하였다. 이때, 선행연구(이진실, 2016)를 따라 두 독립변수의 상관을 작은 크기(0.14)로 설정하였다.

$$\begin{pmatrix} X_{1j} \\ X_{2j} \end{pmatrix} \sim MVN\left(\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 & 0.14 \\ 0.14 & 1 \end{pmatrix}\right) \quad \dots \text{식 (IV-1)}$$

다음으로, 식 (IV-3)과 같이 두 독립변수(X_{1j} , X_{2j})와 매개변수(M_{ij})의 절편(β_{m0j})의 관계(γ_{a_1} , γ_{a_2})를 고려하여 β_{m0j} 를 생성하였고, 이때, γ_{m00} 은 0으로 고정하였고, 구조계수의 조건에 따라 γ_{a_1} 는 0.39로, γ_{a_2} 는 0.14로 고정하였다. 그리고 식 (IV-2)에 위치한 매개변수의 1수준 잔차(r_{mij})를 $N(0, 0.36)$ 의 분포에서 무선적으로 생성한 후, 절편과 잔차를 합하여 최종

적으로 매개변수를 생성하였다.

$$1\text{수준: } M_{ij} = \beta_{m0j} + r_{mij} \quad \dots \text{식 (IV-2)}$$

$$2\text{수준: } \beta_{m0j} = \gamma_{m00} + \gamma_{a1}X_{1j} + \gamma_{a2}X_{2j} + u_{m0j} \quad \dots \text{식 (IV-3)}$$

이후, 식 (IV-4) ~ (IV-6)과 같이 직접효과($\gamma_{c1'}$, $\gamma_{c2'}$)와 매개변수의 1수준(β_b) 및 2수준(γ_{bB}) 계수, 잔차와의 관계를 고려하여 종속변수를 생성하였다. 이때, γ_{00} 은 0으로 고정하였고, 구조계수의 조건에 따라 $\gamma_{c1'}$ 과 $\gamma_{c2'}$ 는 모두 0.14로, γ_{bB} 는 0.39로 고정하였다. 또한, β_b 는 자료의 조건에 따라 0.14, 0.39, 0.59와 같이 효과크기를 변화시켜가며 γ_{bW} 와 같이 고정효과로 가정하였다. 또한, 종속변수의 1수준 잔차(r_{yij})는 $N(0, 0.36)$ 의 분포를 따르도록 무선적으로 생성하였다.

$$1\text{수준: } Y_{ij} = \beta_{0j} + \beta_b(M_{ij} - M_{.j}) + r_{yij} \quad \dots \text{식 (IV-4)}$$

$$2\text{수준: } \beta_{0j} = \gamma_{00} + \gamma_{c1'}X_{1j} + \gamma_{c2'}X_{2j} + \gamma_{bB}M_{.j} + u_{y0j} \quad \dots \text{식 (IV-5)}$$

$$\beta_b = \gamma_{bW} \quad \dots \text{식 (IV-6)}$$

마지막으로, 앞서 언급된 바와 같이 잔차 ICC를 0.05, 0.10, 0.20으로 설정하기 위하여 ICC의 조건에 따라 매개변수와 종속변수의 2수준 잔차(u_{m0j} , u_{y0j})의 분포를 수정하였다. 1수준 잔차는 ICC의 조건과 관련 없이 동일하게 $N(0, 0.36)$ 의 분포를 따른다고 가정하였고, 두 변수의 2수준 잔차(u_{m0j} , u_{y0j})는 ICC의 조건(0.05, 0.10, 0.20)에 따라 $N(0, 0.0189)$, $N(0, 0.04)$, $N(0, 0.09)$ 의 분포를 따르도록 무선적으로 생성하였다.

이와 같은 절차를 따라 Stata13.0 프로그램을 활용하여 조건별로 1,000개씩 자료를 반복생성(replication)하였다. 이후, Mplus7.0 프로그램을 활용하여 생성된 자료를 다층 구조방정식모형을 활용하여 분석하였다.²²⁾ 이때, 자료의 조건에 따라 직·간접효과 추정치의 양호도를 평가하기 위하여 상대적 편의, 평균제곱오차, 경험적 검정력을 준거로 활용하였다.

22) 관련된 명령어는 [부록1]에 제시하였다.

나. 연구 모형

연구2에서는 2수준의 독립변수가 두 개 있고, 1수준의 매개변수와 종속변수가 하나씩 존재하는 구조를 가정하였다. 이를 위한 연구 모형은 다음과 같다. 측정모형은 식 (IV-7)과 같다.

$$Y_{ij} = \Lambda \eta_{ij} \quad \dots \text{식 (IV-7)}$$

$$\begin{bmatrix} X_{1j} \\ X_{2j} \\ M_{ij} \\ Y_{ij} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_{M_{ij}} \\ \eta_{Y_{ij}} \\ \eta_{X_{1j}} \\ \eta_{X_{2j}} \\ \eta_{M_j} \\ \eta_{Y_j} \end{bmatrix}$$

η_{ij} 은 독립변수, 매개변수, 종속변수의 관찰변수로부터 분할된 잠재변수를 나타낸다. 따라서 η_{ij} 은 2수준 독립변수(X_{1j}, X_{2j})의 2수준 잠재변수($\eta_{X_{1j}}, \eta_{X_{2j}}$), 1수준 매개변수 및 종속변수가 수준별로 분리된 1수준 잠재변수($\eta_{M_{ij}}, \eta_{Y_{ij}}$)와 2수준 잠재변수(η_{M_j}, η_{Y_j})로 이루어져 있다. 이때, 독립변수, 매개변수, 종속변수는 모두 하나의 관찰변수로 이루어져 있다. 따라서 요인구조를 나타내는 Λ 행렬은 0 또는 1로 고정되고, 측정오차 ϵ_{ij} 는 영벡터로 이루어졌다. 또한, 측정변수의 절편 v_j 은 0으로 고정하였다.

1수준 구조모형은 식 (IV-8)과 같이 1수준에 위치한 잠재변수 간의 구조적 관계를 나타낸다. 1수준에서의 구조적 관계는 종속변수에 대한 매개변수의 집단 내 효과(b_w)만 존재하기 때문에 B 행렬의 B_{YM} 성분만 자유모수에 해당한다. 이때, b_w 는 연구1과 동일하게 고정효과로 가정하였다. 이때, α_j 은 절편을 나타내는 벡터로, 2수준 잠재변수($\eta_{X_{1j}}, \eta_{X_{2j}}, \eta_{M_j}, \eta_{Y_j}$)의 잠재 집단 평균을 추정한다. 따라서 1수준 잠재변수에 대응되는 성분은 0으로 고정된다. 또한, ζ_{ij} 은 1수준 잠재변수의 잔차 벡터를 나타내며, 정규분포를 따른다고 가정한다.

$$\eta_{ij} = \alpha_j + B\eta_{ij} + \zeta_{ij}$$

$$\begin{bmatrix} \eta_{M_{ij}} \\ \eta_{Y_{ij}} \\ \eta_{X_{1j}} \\ \eta_{X_{2j}} \\ \eta_{M_j} \\ \eta_{Y_j} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \alpha_{\eta X_{1j}} \\ \alpha_{\eta X_{2j}} \\ \alpha_{\eta M_j} \\ \alpha_{\eta Y_j} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ B_{YM} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_{M_{ij}} \\ \eta_{Y_{ij}} \\ \eta_{X_{1j}} \\ \eta_{X_{2j}} \\ \eta_{M_j} \\ \eta_{Y_j} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \zeta_{M_{ij}} \\ \zeta_{Y_{ij}} \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \dots \text{식 (IV-8)}$$

2수준 구조모형은 식 (IV-9)와 같다. β 행렬은 2수준에 위치한 잠재변수 간의 구조적 관계를 나타낸다. 따라서 β 행렬은 두 개의 직접효과와 두 개의 간접효과와 관련된 성분을 포함한다. 따라서 β_{YX_1} 은 종속변수에 대한 독립변수 $\eta_{X_{1j}}$ 의 직접효과를, β_{YX_2} 은 독립변수 $\eta_{X_{2j}}$ 의 직접효과를 의미한다. 또한, β_{YM} 과 β_{MX_1} 의 곱인 $\beta_{MX_1}\beta_{YM}$ 은 종속변수에 대한 $\eta_{X_{1j}}$ 의 간접효과를, β_{YM} 과 β_{MX_2} 의 곱인 $\beta_{MX_2}\beta_{YM}$ 은 $\eta_{X_{2j}}$ 의 간접효과를 의미한다.

$$\eta_j = \mu + \beta\eta_j + \zeta_j$$

$$\begin{bmatrix} \alpha_{\eta X_{1j}} \\ \alpha_{\eta X_{2j}} \\ \alpha_{\eta M_j} \\ \alpha_{\eta Y_j} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu_{\alpha_{\eta X_{1j}}} \\ \mu_{\alpha_{\eta X_{2j}}} \\ \mu_{\alpha_{\eta M_j}} \\ \mu_{\alpha_{\eta Y_j}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ \beta_{MX_1} & \beta_{MX_2} & 0 & 0 \\ \beta_{YX_1} & \beta_{YX_2} & \beta_{YM} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_{\eta X_{1j}} \\ \alpha_{\eta X_{2j}} \\ \alpha_{\eta M_j} \\ \alpha_{\eta Y_j} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \zeta_{\alpha_{\eta X_{1j}}} \\ \zeta_{\alpha_{\eta X_{2j}}} \\ \zeta_{\alpha_{\eta M_j}} \\ \zeta_{\alpha_{\eta Y_j}} \end{bmatrix} \quad \dots \text{식 (IV-9)}$$

이때, η_j 는 2수준 무선효과에 대한 정보를 나타낸다. 연구2에서는 1수준에서의 B_{YM} 를 고정효과로 가정하였기 때문에, η_j 은 2수준 잠재변수의 절편만 성분으로 포함한다. μ 은 2수준 잠재변수($\eta_{X_{1j}}, \eta_{X_{2j}}, \eta_{M_j}, \eta_{Y_j}$)의 절편의 전체 평균을 의미하고, ζ_j 은 2수준 잠재변수의 잔차 벡터를 나타낸다. 이때, 2수준 잔차는 정규분포를 따른다고 가정한다. 이와 같은 연구모형을 따라 연구2에서는 MLR에 근거하여 직·간접효과를 추정하였다.

3. 연구 결과

연구2에서는 두 독립변수가 매개변수에 서로 다른 크기로 영향을 미치는 2-1-1의 구조에서 다층 구조방정식모형을 활용하여 두 개의 직접효과와 두 개의 간접효과 추정치의 양호도를 비교하였다. 따라서 연구2에서는 두 간접효과를 ‘간접효과1’, ‘간접효과2’로, 두 직접효과를 ‘직접효과1’, ‘직접효과2’로 명명하였으며, 이를 구체적으로 살펴보면, 다음과 같다.

두 간접효과의 모수는 매개변수와 독립변수의 구조계수(a_1 또는 a_2)와 b_B 의 곱에 의해 결정된다. ‘간접효과1’은 [그림 IV-1]과 같이 a_1 과 b_B 의 곱에 해당하는 효과로, a_1 이 0.39로 고정된 간접효과를 의미한다. ‘간접효과2’는 a_2 과 b_B 의 곱에 해당하는 효과로, a_2 가 0.14로 고정된 간접효과를 의미한다. 따라서 자료의 모든 조건에서 ‘간접효과1’의 모수는 ‘간접효과2’의 모수보다 항상 큰 값을 갖는다.

두 직접효과의 효과크기는 모두 0.14로 고정하였다. ‘직접효과1’은 ‘간접효과1($a_1 = 0.39$ 로 고정)’과 관련된 독립변수 X_1 의 직접효과를 의미하며, ‘직접효과2’는 ‘간접효과2($a_2 = 0.14$ 로 고정)’와 관련된 독립변수 X_2 의 직접효과를 의미한다.

가. 직·간접효과의 정확성 분석

이 절에서는 자료의 조건에 따라 두 개의 간접효과와 두 개의 직접효과의 정확성이 어떠한 차이를 보이는지 순차적으로 살펴보았다. 이를 위하여 상대적 편의를 비교하였다.

(1) 간접효과

먼저, 두 간접효과의 상대적 편의는 모수의 크기에 영향을 받지 않았다. 즉, 서로 다른 크기의 모수를 갖는 ‘간접효과1’과 ‘간접효과2’의 상대

적 편의는 <표 IV-1>과 [그림 IV-2], [그림 IV-3]에 제시된 바와 같이 유사한 모습을 보였다.²³⁾

또한, 두 간접효과의 상대적 편의는 맥락효과가 없는 경우($b_B = b_W$)와 맥락효과가 존재하는 경우($b_B > b_W$ 또는 $b_B < b_W$)에 따라 다른 경향을 보였으며, 이를 순차적으로 살펴보면 다음과 같다.

먼저, 맥락효과가 없는 경우에는 연구1의 결과와 동일하게 일반적으로 수용 가능한 수준의 편의를 보였고, 이에 따라 집단 수와 집단 크기의 조건에 따른 뚜렷한 경향을 보이지 않았다. 다만, ICC가 0.05로 감소했을 때, 집단 크기가 작은 조건에서 수용 불가능한 수준의 편의를 보였다.

한편, 맥락효과가 존재하는 경우에는 ICC, 집단 크기와 집단의 수가 감소함에 따라 상대적 편의는 증가하였다. 또한, 두 간접효과는 b_B 와 b_W 중 어떠한 효과가 더 큰지에 따라 간접효과의 편의 방향이 다르게 나타났다. [그림 IV-2]와 [그림 IV-3]에 제시된 바와 같이, b_B 의 효과크기가 b_W 보다 작을 때, 두 간접효과는 모두 과소 추정되었고, b_B 의 효과크기가 b_W 보다 클 때, 두 간접효과는 모두 과대 추정되었다. 이러한 경향은 ICC, 집단의 수, 집단 크기가 작을 때 더욱 뚜렷하게 나타났다. 다만, ICC가 0.05로 작고, 집단 크기가 작을 때, 편의의 방향은 비일관적인 모습을 보였다.

이러한 결과는 독립변수가 두 개일 때, 동시에 추정되는 두 간접효과는 모수의 크기와 관련 없이 모든 자료 조건에서 유사한 경향의 정확성을 보여, 연구1과 유사한 결과를 도출하고 있음을 보여준다. 따라서 매개변수의 맥락효과가 없을 때 두 간접효과는 ICC와 집단 크기가 모두 작은 경우를 제외하고 대부분 정확하게 추정될 수 있음을 보여준다. 또한, 맥락효과가 있을 때는 ICC, 집단의 수, 집단 크기가 클수록, 두 간접효과가 정확하게 추정될 수 있음을 보여준다. 또한, b_B 와 b_W 중 어떤 효과가 더 큰지에 따라 두 간접효과가 편의 되는 방향이 영향 받을 수 있음을 보여준다.

23) [그림 IV-2]와 [그림 IV-3]에서는 ICC가 0.20, 0.05일 때의 결과만 제시하였다. ICC가 0.10일 때의 결과는 [그림 부록 3-1]에 제시하였다.

<표 IV-1> 자료 조건에 따른 간접효과1,2의 상대적 편익

ICC	집단 수	집단 크기	간접효과1			간접효과2		
			$b_B = b_W$	$b_B > b_W$	$b_B < b_W$	$b_B = b_W$	$b_B > b_W$	$b_B < b_W$
			($b_W=0.39$)	($b_W=0.14$)	($b_W=0.59$)	($b_W=0.39$)	($b_W=0.14$)	($b_W=0.59$)
0.05	30	5	2.761	-9.204	15.911	5.128	-10.256	17.766
		10	-.526	9.402	-3.156	-3.114	8.791	-11.905
		25	-7.035	16.239	-11.637	-6.410	15.568	-8.791
		50	-1.841	6.772	-1.972	-1.832	6.410	.000
	50	5	5.128	-5.523	.526	4.396	-1.648	-3.663
		10	-1.249	8.284	-6.575	-5.128	9.341	-7.509
		25	-1.907	15.845	-6.640	-1.282	15.568	-6.044
		50	.066	4.142	-3.550	1.282	2.930	-2.747
	100	5	5.983	-4.208	6.114	5.128	-5.495	6.044
		10	-3.616	9.730	-12.821	-1.832	9.707	-12.637
		25	-2.038	5.391	-1.512	-2.198	5.495	-1.832
		50	-.920	2.696	-.460	-.916	2.564	-.549
	150	5	9.336	10.191	-11.177	10.440	8.791	-12.088
		10	2.564	12.558	-6.772	2.198	11.355	-6.227
		25	.000	1.907	-3.879	.549	2.015	-4.212
		50	.329	1.118	-1.315	.366	1.282	-1.648
0.10	30	5	6.312	-.263	-7.495	7.326	-1.099	-10.989
		10	-1.578	26.693	-15.713	-1.099	27.106	-14.286
		25	-2.761	6.312	-6.772	-2.564	5.678	-7.326
		50	.789	.789	-1.972	-.549	2.747	-1.282
	50	5	-3.024	8.481	-7.101	-7.509	10.256	-7.875
		10	-3.419	14.070	-10.651	-3.297	10.806	-10.989
		25	-2.104	3.090	-1.183	-2.930	2.564	.916
		50	-.657	4.865	-.197	-1.282	4.945	-.366
	100	5	3.813	10.782	-3.945	4.396	12.271	-2.381
		10	2.630	3.945	-4.799	2.381	3.297	-4.029
		25	-.592	1.118	-.789	-1.099	.916	-1.648
		50	-2.301	1.578	.986	-1.648	1.648	1.099
	150	5	2.104	7.692	-11.571	1.282	7.143	-11.538
		10	-.066	5.128	-1.118	.549	4.762	-1.282

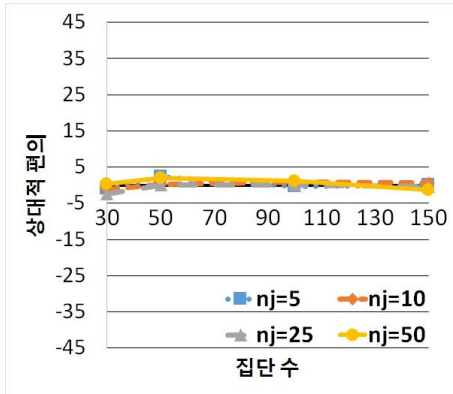
	25	.263	2.564	-.723	.366	2.564	-.916
	50	.657	1.381	-.986	1.465	2.015	-.549
	5	-.920	18.672	-9.862	-1.465	16.667	-14.103
	10	-1.249	9.533	-6.969	-1.465	8.791	-8.059
	25	-2.433	-.657	-1.183	.366	-.366	-1.099
	50	.263	.197	-1.709	-.183	.000	-.366
	5	2.235	12.295	-12.295	.733	7.875	-10.989
	10	.263	-.723	-4.076	2.747	2.198	-4.212
	25	-.066	3.090	-.526	2.198	.549	-.183
	50	1.907	.066	1.249	.000	-2.381	2.015
0.20	5	-.329	3.813	-4.734	-1.648	4.945	-3.297
	10	.855	2.235	-2.235	-.183	2.198	-1.465
	25	-.066	-.263	-.920	-.183	.549	-2.015
	50	1.118	1.052	-1.446	.366	.549	-1.465
	5	-.066	5.128	-4.799	1.099	4.579	-5.678
	10	.657	-.920	-.263	1.099	.000	.549
	25	-.329	.526	-1.183	-.549	1.099	-.183
	50	-1.315	.789	.263	-2.015	.183	.366

주1. 음영 처리되어 있는 영역은 맥락효과가 없는 경우를 나타냄.

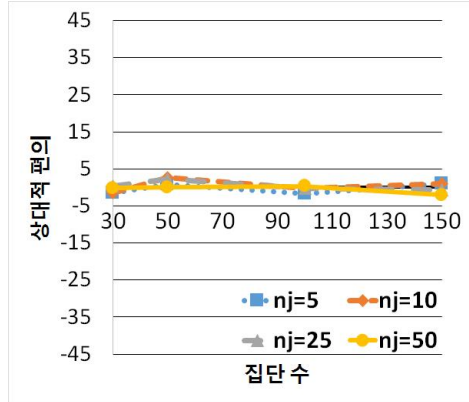
주2. 값의 단위는 %이며, bold로 처리된 값은 상대적 편의가 $\pm 5\%$ 범위 내에 속하는 것을 의미함.

간접효과1

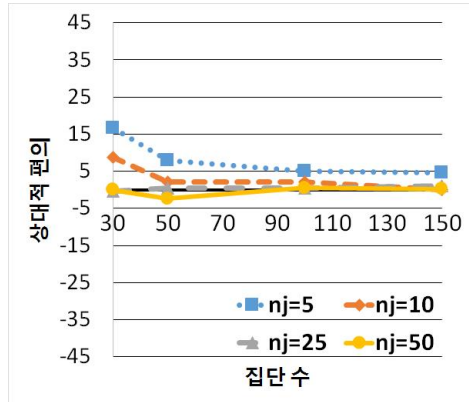
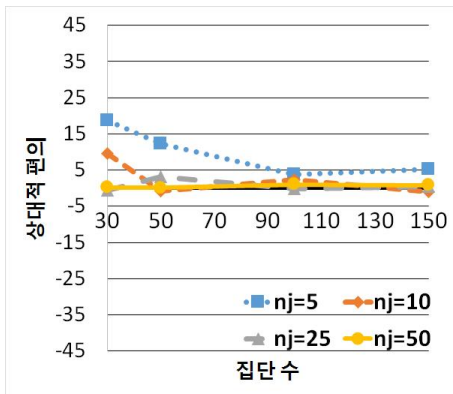
$[b_B(\text{medium}) = b_W(\text{medium})\text{인 조건}]$



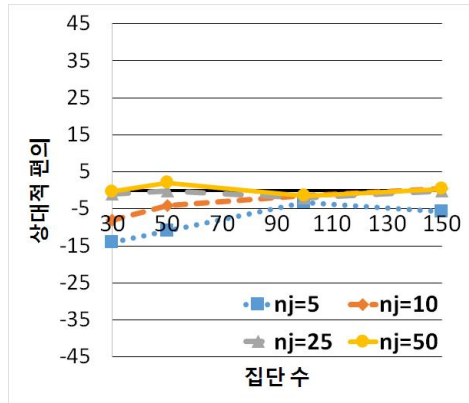
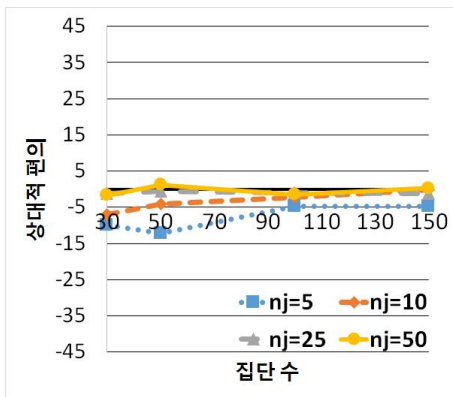
간접효과2



$[b_B(\text{medium}) > b_W(\text{small})\text{인 조건}]$



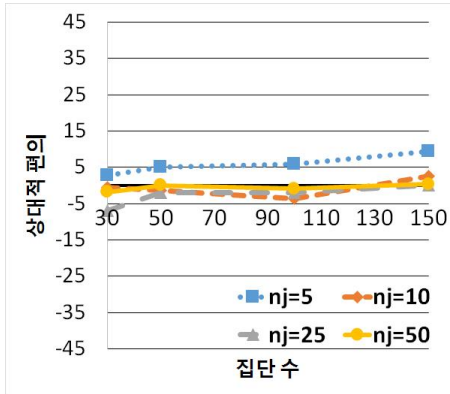
$[b_B(\text{medium}) < b_W(\text{large})\text{인 조건}]$



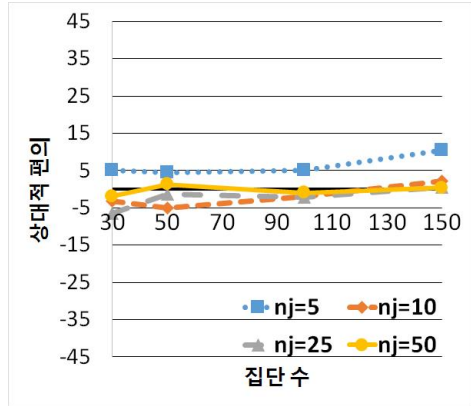
[그림 IV-2] 자료 조건에 따른 간접효과1·2의 상대적 편의(ICC=0.20)

간접효과1

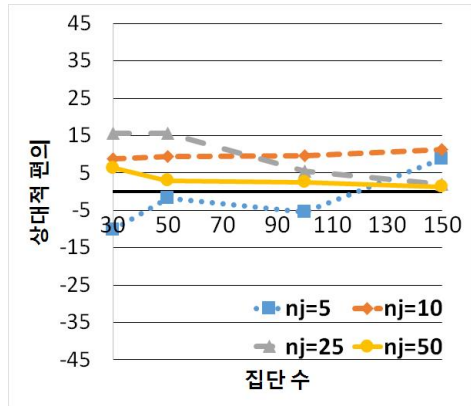
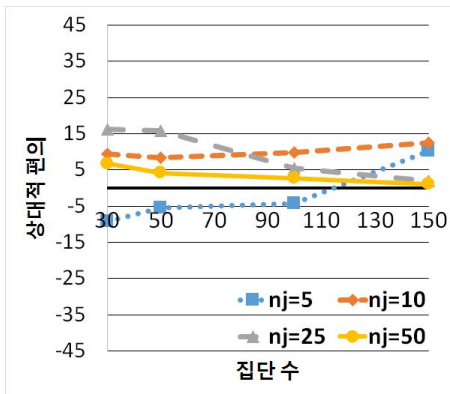
[$b_B(\text{medium}) = b_W(\text{medium})$ 인 조건]



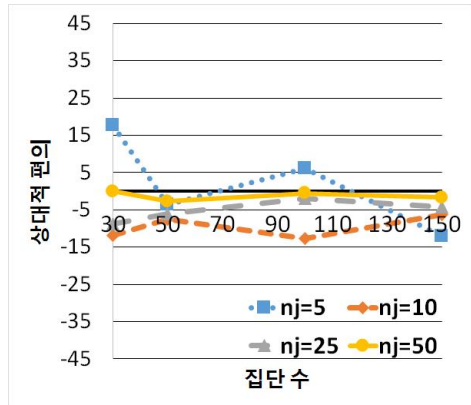
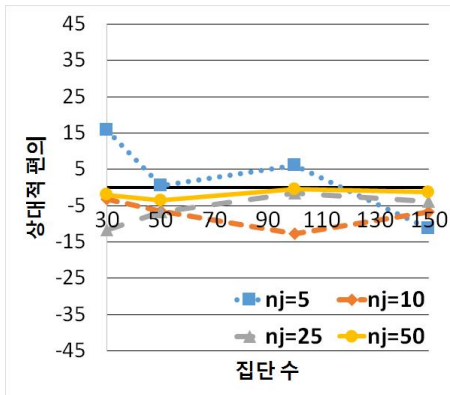
간접효과2



[$b_B(\text{medium}) > b_W(\text{small})$ 인 조건]



[$b_B(\text{medium}) < b_W(\text{large})$ 인 조건]



[그림 IV-3] 자료 조건에 따른 간접효과1·2의 상대적 편의(ICC=0.05)

(2) 직접효과

두 직접효과의 상대적 편의 역시, 맥락효과가 존재하는지 여부에 따라 다른 경향을 보였으며, 이를 순차적으로 살펴보면 다음과 같다. 먼저, 매개변수의 맥락효과가 존재하지 않을 때, <표 IV-2>와 [그림 IV-4], [그림 IV-5]에 제시된 바와 같이,²⁴⁾ 두 직접효과의 상대적 편의는 대부분의 조건에서 수용 가능한 수준으로 나타났다. 따라서 집단 수와 집단 크기의 조건에 따른 뚜렷한 경향을 보이지 않았다. 다만, ICC가 0.05로 감소했을 때, ‘직접효과1’의 상대적 편의는 집단 크기가 작을 때, 일반적으로 수용할 수 없는 수준의 편의를 보였다.

매개변수의 맥락효과가 존재하는 경우에는 ICC, 집단의 수, 집단 크기가 증가할수록 두 직접효과의 상대적 편의는 감소하였다. 한편, 두 직접효과는 효과크기가 0.14로 동일함에도 불구하고, 일반적으로 ‘직접효과1’의 상대적 편의가 더 크게 나타났다. 구체적으로, ICC가 0.20일 때는 두 직접효과는 대부분의 조건에서 수용 가능한 수준의 편의를 보였다. 반면, ICC가 감소함에 따라 집단 크기와 집단의 수가 작은 조건에서, ‘직접효과1’은 ‘직접효과2’보다 큰 편의를 나타냈다. 따라서 ICC가 0.05로 감소했을 때, 집단의 수가 적은 조건에서 ‘직접효과2’에 비하여 ‘직접효과1’은 상대적으로 큰 편의를 보였다.

마지막으로, 두 직접효과의 상대적 편의는 b_B 와 b_W 중 어떤 효과가 더 큰 지에 따라 다른 방향으로 발생하였다. b_B 의 효과크기가 b_W 보다 클 때, 두 직접효과는 과소 추정되었고, b_B 의 효과크기가 b_W 보다 작은 경우에는 두 직접효과는 과대 추정되었다. 또한, 이러한 경향은 집단의 수와 집단 크기가 작은 경우에, ‘직접효과1’에서 더욱 뚜렷하게 나타났다.

이러한 결과는 독립변수가 두 개인 구조에서 동시에 추정되는 두 직접효과는 유사한 형태로 추정되고 있음을 보여준다. 매개변수의 맥락효과가 존재하지 않을 경우에는 두 직접효과는 ICC가 감소하더라도 일반적

24) [그림 IV-4]와 [그림 IV-5]에서는 ICC가 0.20, 0.05일 때의 결과만 제시하였다. ICC가 0.10일 때의 결과는 [그림 부록 3-2]에 제시하였다.

으로 정확하게 추정되고 있음을 보여준다. 반면, 맥락효과가 존재할 경우에는 ICC가 크고, 집단 크기 및 집단의 수가 충분할 때, 두 직접효과는 정확하게 추정되고 있음을 보여준다. 또한, 매개변수의 집단 간 효과와 집단 내 효과의 크기에 따라 편의 되는 방향이 영향을 받고 있음을 보여준다. 마지막으로, ICC와 집단의 수가 낮을 때, 두 직접효과는 동일한 효과크기를 갖지만, 정확성의 측면에서 차이가 발생함을 보여준다.

<표 IV-2> 자료 조건에 따른 직접효과1,2의 상대적 편의

ICC	집단 수	집단 크기	직접효과1			직접효과2		
			$b_B = b_W$	$b_B > b_W$	$b_B < b_W$	$b_B = b_W$	$b_B > b_W$	$b_B < b_W$
			($b_W=0.39$)	($b_W=0.14$)	($b_W=0.59$)	($b_W=0.39$)	($b_W=0.14$)	($b_W=0.59$)
0.05	30	5	-2.000	8.857	-17.143	-.500	4.000	-7.071
		10	-.143	-11.214	4.429	.143	-2.643	1.357
		25	6.429	-17.000	12.500	1.714	-5.643	3.071
		50	2.714	-6.286	.786	.786	-3.071	.929
	50	5	-6.214	5.286	1.143	-.286	.714	2.500
		10	2.643	-9.500	5.429	1.357	-3.571	4.000
		25	1.000	-17.214	8.429	2.357	-6.286	2.929
		50	.500	-4.429	4.143	-1.286	-1.143	.929
	100	5	-5.929	3.714	-7.286	-2.286	2.571	-3.000
		10	4.214	-9.929	13.286	1.429	-4.786	4.571
		25	1.714	-5.643	1.500	.571	-2.214	.286
		50	.143	-2.714	.143	.500	-1.357	1.000
	150	5	-10.357	-11.214	11.571	-4.571	-3.714	5.000
		10	-2.643	-13.500	6.786	-.857	-4.643	2.714
		25	.143	-2.143	4.786	.214	-.857	1.429
		50	-.643	-.714	1.643	-.071	-.500	.500
0.10	30	5	-6.786	.000	7.714	-3.071	-1.286	4.286
		10	2.214	-29.786	20.143	.786	-10.857	6.143
		25	3.429	-6.214	7.143	1.143	-2.429	2.929
		50	.143	-1.714	3.571	-.429	.714	-2.786
	50	5	3.429	-7.714	7.000	2.500	-6.000	3.929
		10	3.857	-16.571	11.929	1.429	-2.714	2.286

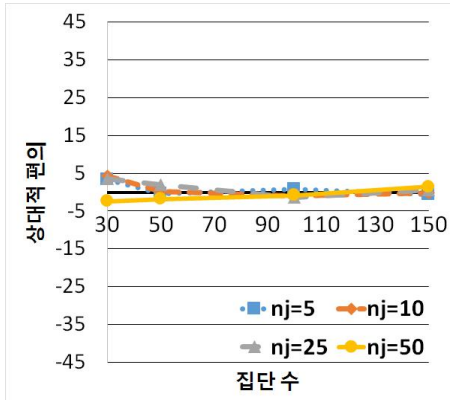
0.20		25	3.143	-3.071	1.143	.429	-.071	-.286
		50	1.000	-5.429	.500	.571	-1.500	-.143
	100	5	-3.643	-11.786	3.857	-1.714	-4.143	1.143
		10	-3.571	-4.214	4.429	-1.000	-.857	1.929
		25	.500	-1.143	2.214	-.429	-.571	.357
		50	2.286	-2.357	-.286	1.214	-.214	-.571
	150	5	-1.429	-8.571	12.286	-.429	-1.857	4.429
		10	.071	-5.000	1.143	-.357	-2.000	-.214
		25	.214	-2.786	.714	-1.429	-.857	.071
		50	-1.429	-1.571	1.071	-.429	-.429	.000
	30	5	3.357	-19.571	12.286	-.857	-5.786	5.429
		10	4.357	-10.643	8.571	.500	-4.500	3.500
		25	3.571	-1.000	1.000	.071	-1.929	1.000
		50	-2.429	-.357	-1.071	.429	-1.000	.857
	50	5	-.357	-14.143	12.071	-2.136	-3.643	2.857
		10	.214	1.429	4.286	.286	-.286	3.214
		25	2.000	-2.714	-.214	.643	.357	.429
		50	-1.786	1.500	1.143	.000	-.929	-.357
	100	5	.714	-2.786	3.929	.786	-3.214	1.571
		10	-.929	-2.357	1.714	-.714	-1.714	.857
		25	-1.286	-1.357	1.571	-.429	.214	.071
		50	-.857	-1.643	2.143	-2.643	-1.786	-.714
	150	5	-.500	-5.643	5.929	.286	-1.429	2.071
		10	-.143	.786	.071	-.714	.143	.714
		25	.571	-.500	1.643	-.643	.857	.143
		50	1.429	-.571	-1.214	.071	-.643	1.143

주1. 음영 처리되어 있는 영역은 맥락효과가 없는 경우를 나타냄.

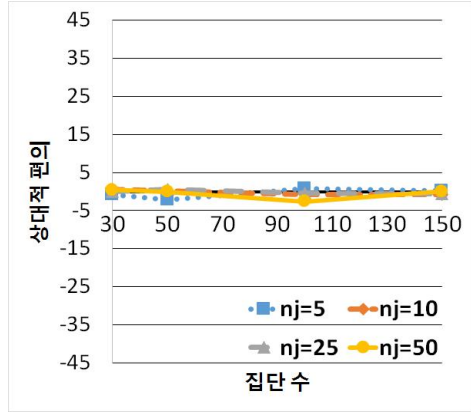
주2. 값의 단위는 %이며, bold로 처리된 값은 상대적 편의가 $\pm 5\%$ 범위 내에 속하는 것을 의미함.

직접효과1

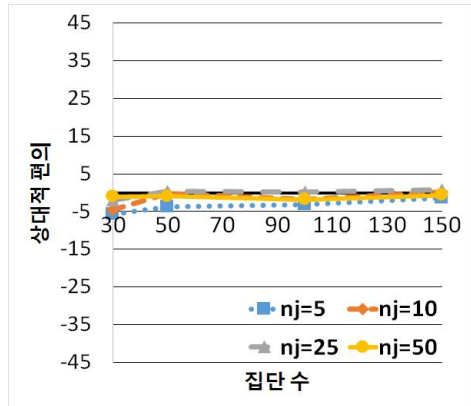
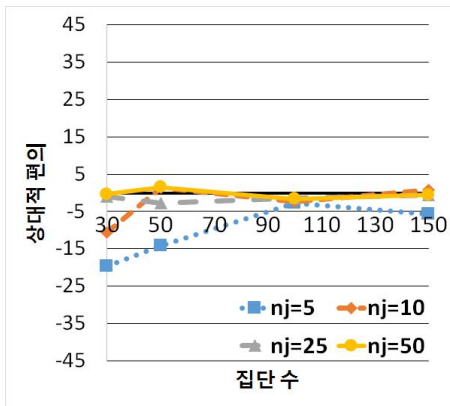
$[b_B(\text{medium}) = b_W(\text{medium})\text{인 조건}]$



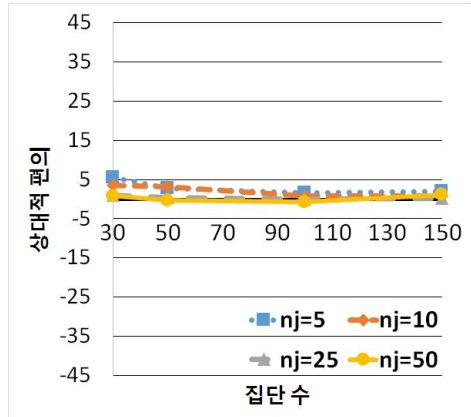
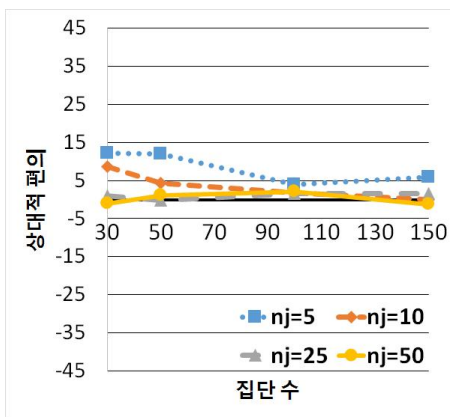
직접효과2



$[b_B(\text{medium}) > b_W(\text{small})\text{인 조건}]$



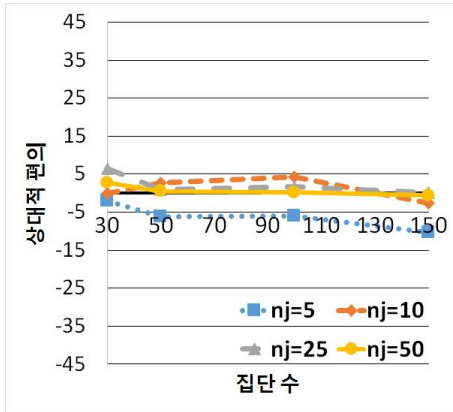
$[b_B(\text{medium}) < b_W(\text{large})\text{인 조건}]$



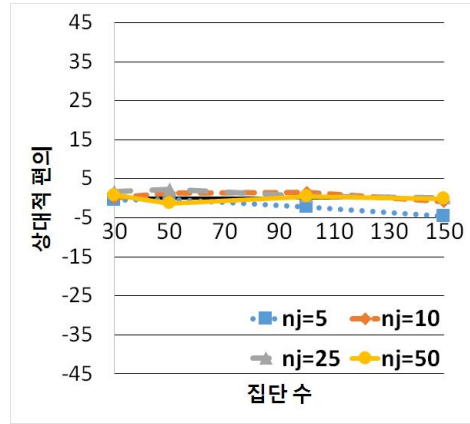
[그림 IV-4] 자료 조건에 따른 직접효과1·2의 상대적 편의(ICC=0.20)

직접효과1

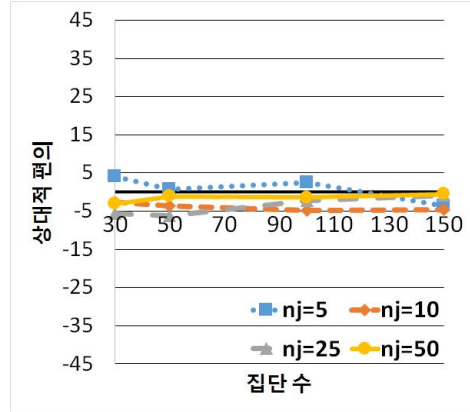
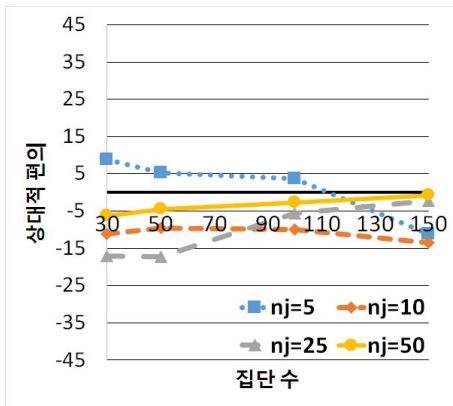
$[b_B(\text{medium}) = b_W(\text{medium})\text{인 조건}]$



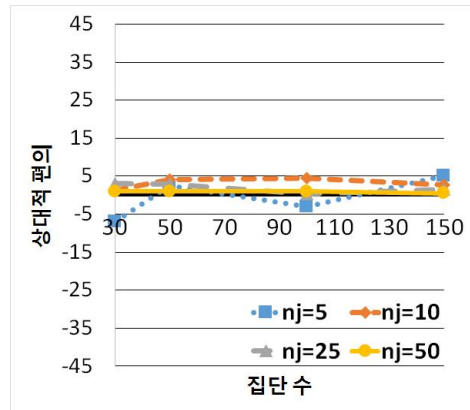
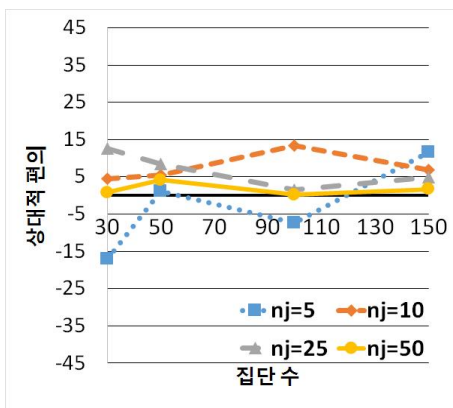
직접효과2



$[b_B(\text{medium}) > b_W(\text{small})\text{인 조건}]$



$[b_B(\text{medium}) < b_W(\text{large})\text{인 조건}]$



[그림 IV-5] 자료 조건에 따른 직접효과1·2의 상대적 편의(ICC=0.05)

나. 직·간접효과의 효율성 분석

이 절에서는 자료의 조건에 따라 두 개의 간접효과와 두 개의 직접효과의 효율성이 어떠한 차이를 보이는지 순차적으로 살펴보았다. 이를 위하여 평균제곱오차를 비교하였다.

(1) 간접효과

두 간접효과의 평균제곱오차는 <표 IV-3>과 [그림 IV-6], [그림 IV-7]에 제시된 바와 같이,²⁵⁾ 매개변수의 맥락효과의 유형과 관련 없이 유사한 모습을 나타냈다. 먼저, 연구1의 결과와 동일하게 맥락효과의 조건과 관련 없이 두 간접효과의 평균제곱오차는 ICC, 집단의 수, 집단 크기가 증가할수록 감소하는 모습을 보였다.

한편, 두 간접효과의 평균제곱오차의 크기는 두 간접효과의 모수에 영향을 받았다. [그림 IV-6]과 [그림 IV-7]에서 확인할 수 있듯이, 모수의 크기가 더 큰 ‘간접효과1’의 평균제곱오차는 상대적으로 모수가 작은 ‘간접효과2’의 평균제곱오차보다 일반적으로 큰 값을 보였다. 이러한 경향은 ICC, 집단의 수, 집단 크기가 작을수록 뚜렷하게 나타났다. 따라서 ‘간접효과1’의 평균제곱오차는 다른 자료 조건과 비교하여 ICC가 0.05로 작고, 집단 크기가 10 이하인 경우에 집단의 수와 관련 없이 전반적으로 0.05 이상의 큰 평균제곱오차를 나타냈다.²⁶⁾

이러한 결과는 두 간접효과를 동시에 추정할 때, 연구1의 결과와 동일하게 맥락효과의 유형과 관련 없이 ICC, 집단 크기, 집단의 수가 클수록

25) [그림 IV-6]과 [그림 IV-7]에서는 ICC가 0.20, 0.05일 때의 결과만 제시하였다. ICC가 0.10일 때의 결과는 [그림 부록 3-3]에 제시하였다.

26) 추가로 모의실험을 수행하여 두 간접효과의 평균제곱오차의 차이가 간접효과의 효과 크기의 차이로 인한 것인지 확인하였다. 즉, (a_1, a_2) 의 조건을 (0.14, 0.14), (0.39, 0.39), (0.59, 0.59)와 같이 동일하게 설정하거나 (0.14, 0.39)와 같이 순서를 변경하여 추가 분석을 실시하였다. 분석 결과, 매개변수에 대한 독립변수의 효과가 동일한 경우에 두 간접효과의 평균제곱오차는 유사한 크기를 보였고, 효과크기가 클수록 평균제곱오차는 크게 나타났다. 또한, (0.14, 0.39)로 (a_1, a_2) 의 순서를 변경한 경우에도 연구 2와 같이 모수의 크기가 더 큰 간접효과의 평균제곱오차가 더 크게 나타났다.

간접효과가 일관적으로 추정되고 있음을 보여준다. 또한, 동일한 자료 조건에서 간접효과의 모수가 작을수록 간접효과가 일관적으로 추정되고 있음을 보여준다.

<표 IV-3> 자료 조건에 따른 간접효과1,2의 평균제곱오차

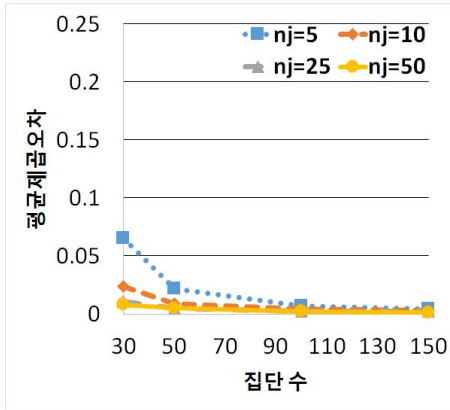
ICC	집단 수	집단 크기	간접효과1			간접효과2		
			$b_B = b_W$	$b_B > b_W$	$b_B < b_W$	$b_B = b_W$	$b_B > b_W$	$b_B < b_W$
			($b_W=.39$)	($b_W=.14$)	($b_W=.59$)	($b_W=.39$)	($b_W=.14$)	($b_W=.59$)
0.05	30	5	.128	.141	.158	.020	.022	.024
		10	.209	.135	.124	.029	.020	.016
		25	.046	.048	.054	.007	.007	.008
		50	.017	.018	.017	.002	.002	.003
	50	5	.102	.122	.126	.014	.016	.017
		10	.082	.110	.088	.012	.015	.014
		25	.016	.019	.015	.002	.003	.002
		50	.008	.008	.007	.001	.001	.001
	100	5	.072	.112	.081	.011	.019	.010
		10	.065	.060	.041	.009	.009	.005
		25	.006	.006	.006	.001	.001	.001
		50	.003	.003	.004	.001	.001	.001
	150	5	.079	.066	.052	.011	.009	.007
		10	.017	.024	.015	.002	.003	.002
		25	.004	.004	.004	.001	.001	.001
		50	.002	.002	.002	.000	.000	.000
0.10	30	5	.169	.138	.130	.026	.023	.021
		10	.079	.066	.077	.017	.012	.011
		25	.018	.017	.016	.003	.003	.002
		50	.010	.010	.010	.002	.002	.002
	50	5	.138	.136	.121	.017	.016	.013
		10	.025	.034	.025	.004	.004	.003
		25	.007	.008	.008	.001	.001	.001
		50	.006	.006	.005	.001	.001	.001

0.20	100	5	.030	.036	.038	.004	.006	.006
		10	.009	.009	.009	.001	.001	.001
		25	.003	.004	.003	.001	.001	.001
		50	.003	.002	.003	.000	.000	.000
	150	5	.017	.018	.032	.002	.002	.005
		10	.005	.006	.005	.001	.001	.001
		25	.002	.002	.002	.000	.000	.000
		50	.001	.002	.002	.000	.000	.000
	30	5	.065	.063	.089	.013	.012	.014
		10	.024	.022	.019	.005	.004	.004
		25	.011	.011	.010	.002	.002	.002
		50	.008	.008	.009	.002	.002	.002
	50	5	.022	.020	.088	.004	.004	.015
		10	.009	.009	.009	.002	.002	.002
		25	.005	.005	.006	.001	.001	.001
		50	.005	.004	.005	.001	.001	.001
	100	5	.007	.008	.007	.001	.001	.001
		10	.004	.004	.004	.001	.001	.001
		25	.002	.002	.003	.001	.001	.001
		50	.002	.002	.002	.000	.000	.000
	150	5	.004	.004	.005	.001	.001	.001
		10	.003	.003	.002	.000	.001	.000
		25	.002	.002	.002	.000	.000	.000
		50	.001	.001	.001	.000	.000	.000

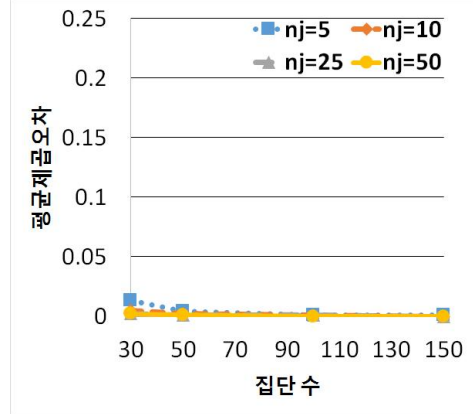
주1. 음영 처리되어 있는 영역은 맥락효과가 없는 경우를 나타냄.

간접 효과1

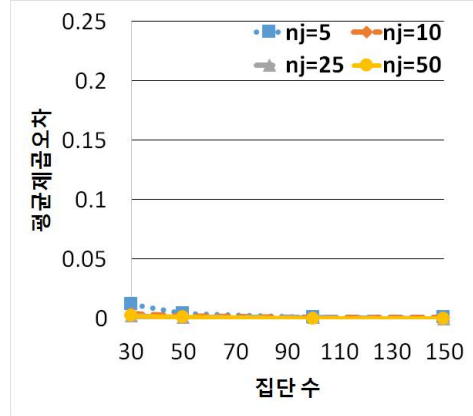
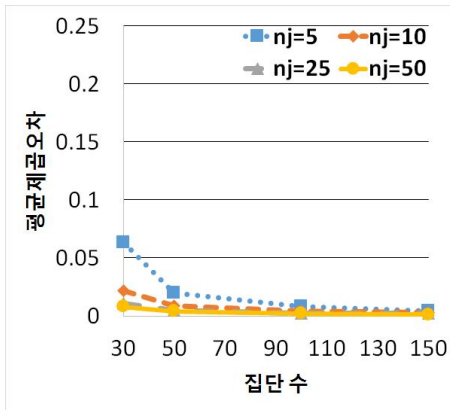
$[b_B(\text{medium}) = b_W(\text{medium})\text{인 조건}]$



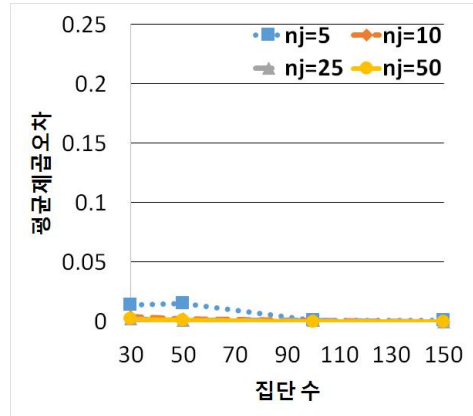
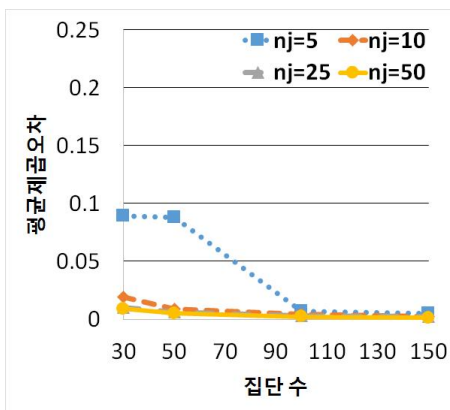
간접 효과2



$[b_B(\text{medium}) > b_W(\text{small})\text{인 조건}]$



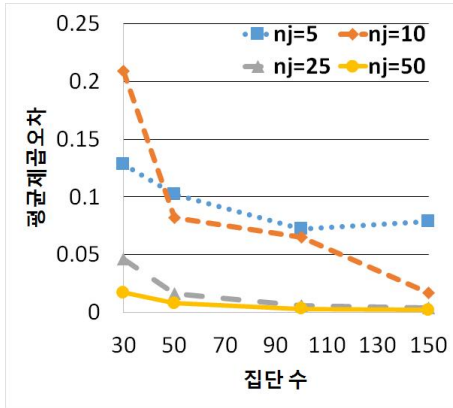
$[b_B(\text{medium}) < b_W(\text{large})\text{인 조건}]$



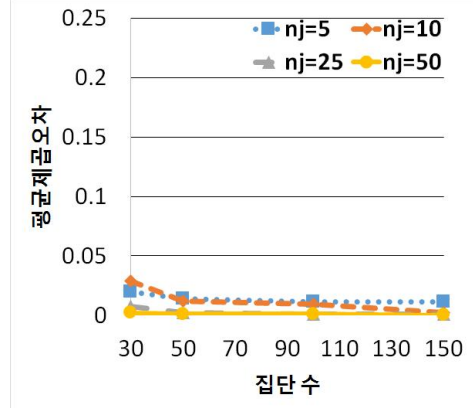
[그림 IV-6] 자료 조건에 따른 간접효과1·2의 평균제곱오차(ICC=0.20)

간접효과1

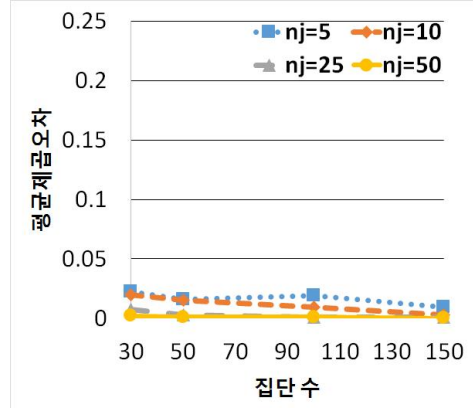
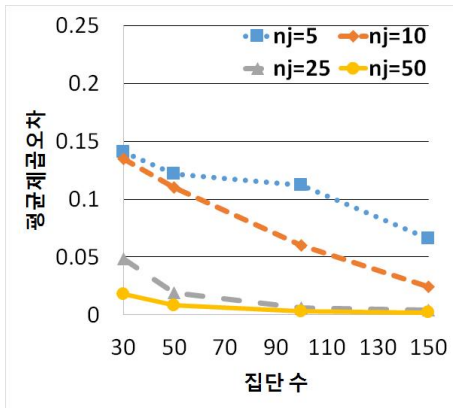
$[b_B(\text{medium}) = b_W(\text{medium})\text{인 조건}]$



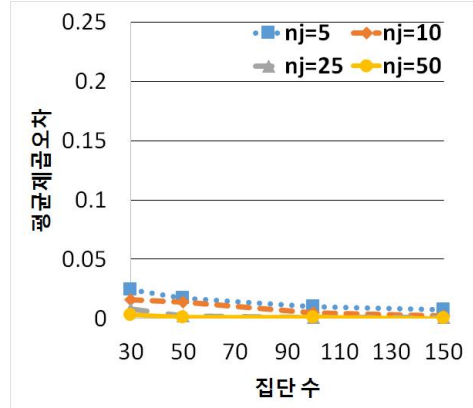
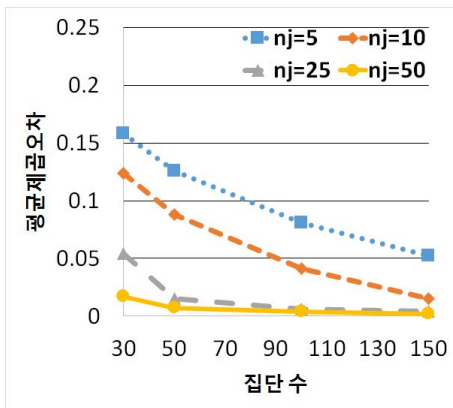
간접효과2



$[b_B(\text{medium}) > b_W(\text{small})\text{인 조건}]$



$[b_B(\text{medium}) < b_W(\text{large})\text{인 조건}]$



[그림 IV-7] 자료 조건에 따른 간접효과1·2의 평균제곱오차(ICC=0.05)

(2) 직접효과

두 직접효과의 평균제곱오차 역시, <표 IV-4>와 [그림 IV-8], [그림 IV-9]에서 확인할 수 있듯이,²⁷⁾ 매개변수의 맥락효과의 유형과 관련 없이 유사한 경향을 나타냈다. 즉, 연구1과 동일하게 두 직접효과의 평균제곱오차는 ICC, 집단 수, 집단 크기가 증가함에 따라 감소하였다.

반면, 두 직접효과의 평균제곱오차는 크기의 측면에서 차이를 보였다. 즉, ‘직접효과1’과 ‘직접효과2’의 효과크기가 0.14로 동일함에도 불구하고, 간접효과의 효과크기가 더 컸던 독립변수에 대응되는 ‘직접효과1’의 평균제곱오차가 ‘직접효과2’의 평균제곱오차보다 더 크게 나타났다.²⁸⁾ 이때, 두 평균제곱오차의 차이는 집단 크기가 작을수록 또는 집단의 수가 적을수록 뚜렷하게 나타났다.

이러한 결과는 동시에 추정되는 두 직접효과는 맥락효과의 유형과 관련 없이 ICC, 집단 크기, 집단의 수가 증가할수록 일관적으로 추정되고 있음을 보여준다. 또한, 두 직접효과의 효과크기가 동일하더라도 직접효과와 대응되는 간접효과의 효과크기에 따라 직접효과 추정의 효율성이 영향 받을 수 있음을 보여준다.

27) [그림 IV-8]과 [그림 IV-9]에서는 ICC가 0.20, 0.05일 때의 결과만 제시하였다. ICC가 0.10일 때의 결과는 [그림 부록 3-4]에 제시하였다.

28) 효과크기가 동일함에도 불구하고 ‘직접효과1’의 평균제곱오차가 ‘직접효과2’의 평균제곱오차보다 더 크게 나타났다. 이와 같은 결과를 재확인하기 위하여 직접효과에 대응되는 간접효과의 효과크기와 간접효과의 평균제곱오차가 직접효과의 평균제곱오차에 영향을 미치는지 확인하는 추가적인 모의실험을 수행하였다. 연구2에서는 매개변수와 독립변수의 관계를 0.39(medium), 0.14(small)와 같이 다르게 설정하여 분석하였다. 반면, 추가적인 모의실험에서는 매개변수와 독립변수의 관계를 (0.14, 0.14), (0.39, 0.39), (0.59, 0.59)와 같이 동일하게 설정하여 분석을 실시하였다. 분석 결과, 매개변수에 대한 독립변수의 효과크기가 동일할 때, 두 간접효과의 평균제곱오차는 유사한 크기를 보였고, 결과적으로 두 직접효과의 평균제곱오차 역시 유사한 크기를 보였다.

<표 IV-4> 자료 조건에 따른 직접효과1,2의 평균제곱오차

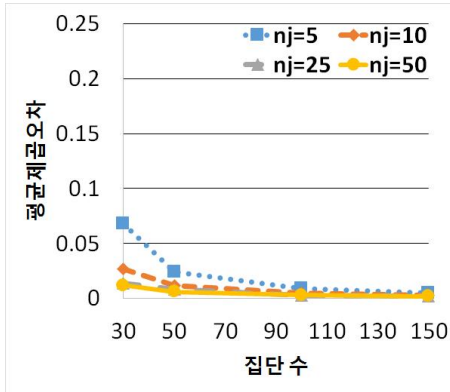
ICC	집단 수	집단 크기	직접효과1			직접효과2		
			$b_B = b_W$	$b_B > b_W$	$b_B < b_W$	$b_B = b_W$	$b_B > b_W$	$b_B < b_W$
			($b_W=0.39$)	($b_W=0.14$)	($b_W=0.59$)	($b_W=0.39$)	($b_W=0.14$)	($b_W=0.59$)
0.05	30	5	.131	.146	.161	.024	.026	.028
		10	.211	.136	.126	.031	.021	.019
		25	.047	.049	.055	.008	.008	.009
		50	.018	.018	.017	.003	.003	.004
	50	5	.104	.125	.129	.016	.018	.019
		10	.083	.111	.090	.013	.016	.015
		25	.017	.020	.016	.003	.004	.003
		50	.009	.009	.008	.002	.002	.002
	100	5	.071	.113	.082	.012	.020	.010
		10	.066	.061	.041	.009	.010	.006
		25	.007	.007	.006	.001	.001	.001
		50	.004	.004	.004	.001	.001	.001
	150	5	.080	.066	.052	.012	.009	.008
		10	.018	.024	.016	.003	.003	.002
		25	.004	.004	.004	.001	.001	.001
		50	.002	.002	.002	.001	.001	.001
0.10	30	5	.167	.142	.135	.029	.026	.025
		10	.080	.068	.081	.020	.014	.013
		25	.020	.018	.018	.005	.004	.004
		50	.012	.011	.012	.003	.004	.003
	50	5	.143	.138	.122	.020	.018	.014
		10	.026	.036	.026	.005	.006	.005
		25	.008	.009	.008	.002	.003	.002
		50	.007	.007	.006	.002	.002	.002
	100	5	.031	.038	.040	.005	.007	.007
		10	.010	.010	.010	.002	.002	.002
		25	.004	.004	.004	.001	.001	.001
		50	.003	.003	.003	.001	.001	.001
	150	5	.018	.019	.033	.003	.003	.006
		10	.005	.006	.006	.001	.001	.001

0.20		25	.002	.002	.003	.001	.001	.001
		50	.002	.002	.002	.001	.001	.001
	30	5	.068	.067	.096	.019	.018	.019
		10	.027	.027	.023	.010	.009	.008
		25	.014	.014	.013	.006	.006	.005
		50	.012	.012	.011	.005	.006	.005
	50	5	.024	.023	.092	.007	.007	.018
		10	.012	.011	.011	.004	.004	.004
		25	.008	.007	.008	.003	.003	.003
		50	.006	.006	.007	.003	.003	.003
	100	5	.009	.009	.009	.003	.003	.003
		10	.005	.005	.005	.002	.002	.002
		25	.003	.003	.004	.001	.001	.001
		50	.003	.003	.003	.001	.001	.001
	150	5	.005	.005	.006	.002	.002	.002
		10	.003	.003	.003	.001	.001	.001
		25	.002	.002	.002	.001	.001	.001
		50	.002	.002	.002	.009	.001	.001

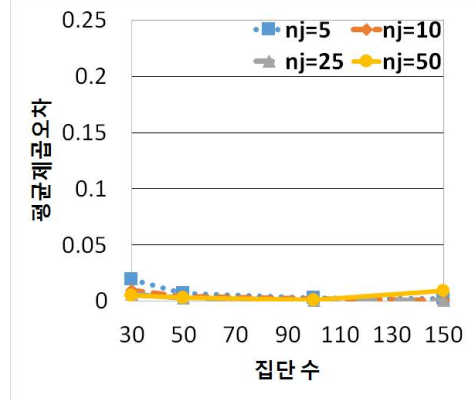
주1. 음영 처리되어 있는 영역은 맥락효과가 없는 경우를 나타냄.

직접효과1

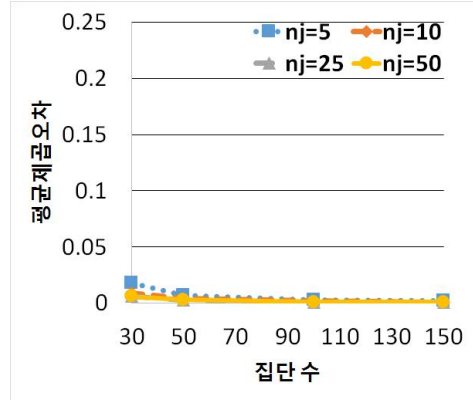
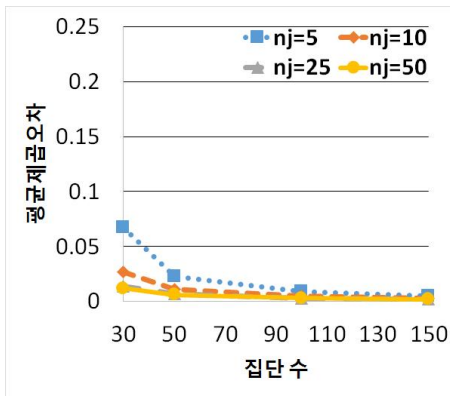
[$b_B(\text{medium}) = b_W(\text{medium})$ 인 조건]



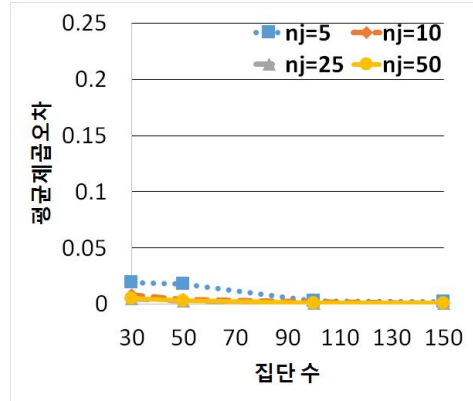
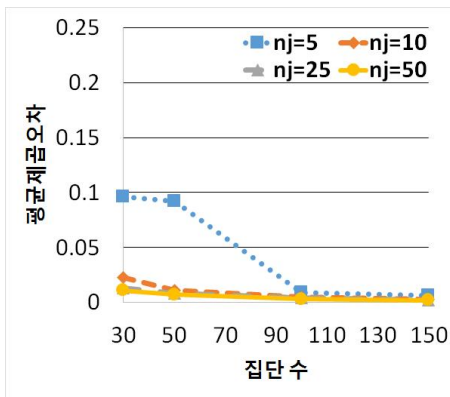
직접효과2



[$b_B(\text{medium}) > b_W(\text{small})$ 인 조건]



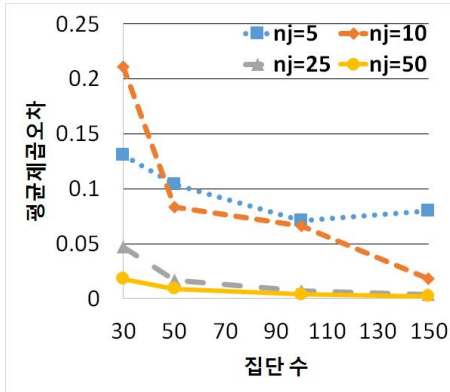
[$b_B(\text{medium}) < b_W(\text{large})$ 인 조건]



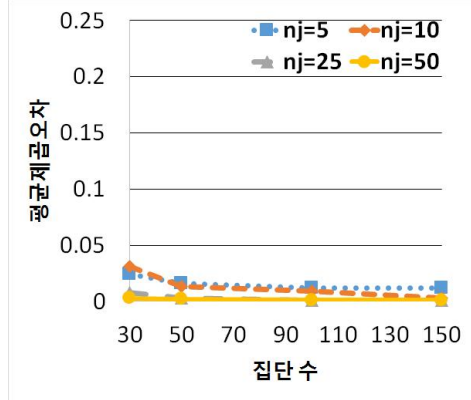
[그림 IV-8] 자료 조건에 따른 직접효과1·2의 평균제곱오차(ICC=0.20)

직접효과1

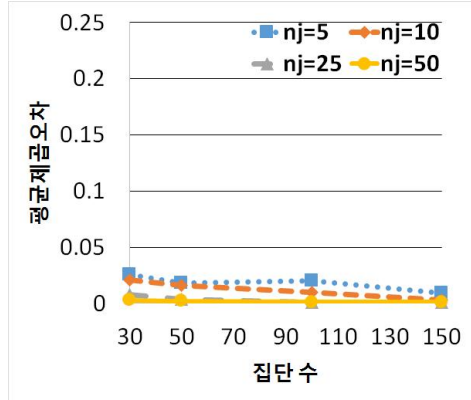
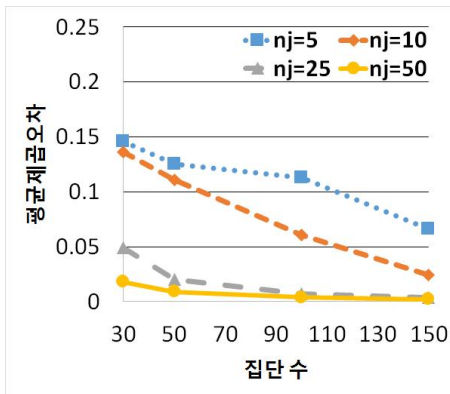
$[b_B(\text{medium}) = b_W(\text{medium})\text{인 조건}]$



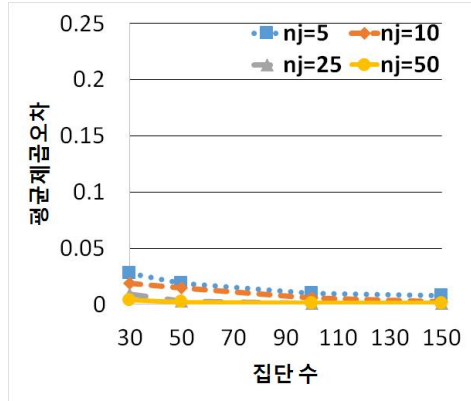
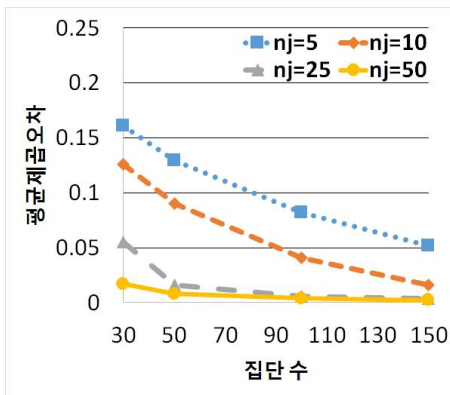
직접효과2



$[b_B(\text{medium}) > b_W(\text{small})\text{인 조건}]$



$[b_B(\text{medium}) < b_W(\text{large})\text{인 조건}]$



[그림 IV-9] 자료 조건에 따른 직접효과1·2의 평균제곱오차(ICC=0.05)

다. 직·간접효과의 검정력 분석

이 절에서는 자료의 조건에 따라 두 개의 간접효과와 두 개의 직접효과의 검정력이 어떠한 차이를 보이는지 순차적으로 살펴보았다. 이를 위하여 경험적 검정력을 비교하였다.

(1) 간접효과

먼저, 간접효과의 효과크기는 간접효과의 검정력에 주요한 영향을 미쳤다. 간접효과의 효과크기는 매개변수에 대한 독립변수의 효과(a_1 , a_2)와 종속변수에 대한 매개변수의 집단 간 효과(b_B)의 곱에 의해 결정된다. 따라서 간접효과의 검정력은 <표 IV-5>와 [그림 IV-10], [그림 IV-11]에 제시된 바와 같이,²⁹⁾ 매개변수에 대한 독립변수의 효과(a_1 또는 a_2)의 크기에 따라 차이를 보였다. 따라서 매개변수에 대한 독립변수의 효과(a)가 더 컸던 ‘간접효과1’의 검정력이 모든 자료 조건에서 ‘간접효과2’의 검정력보다 높게 나타났다.

다음으로, 연구1의 결과와 동일하게 두 간접효과의 검정력은 모두 ICC, 집단의 수와 집단 크기가 증가할수록 향상되었다. 이때, 집단 크기가 25 이상인 경우에는 ICC의 조건과 관련 없이 집단의 수가 증가함에 따라 검정력이 향상되었다. 반면, 집단 크기가 10 이하로 작은 조건에서, ICC가 큰 경우에는 집단의 수가 증가함에 따라 검정력이 향상되는 모습이 뚜렷하게 나타났지만, ICC가 0.05로 작은 경우에는 집단의 수가 증가함에도 불구하고 검정력은 전반적으로 0.500 이하로 낮은 값을 가졌다.

결과적으로, ‘간접효과1’이 ‘간접효과2’보다 높은 검정력을 보였지만, 두 간접효과 모두, ICC가 0.20일 때, 100개의 집단이 25개 이상의 표본을 갖거나 150개의 집단이 최소 10개의 표본을 확보했을 경우에 일반적으로 0.800 이상의 검정력을 보였다. 반면, ICC가 0.05로 감소했을 때, 자료의

29) [그림 IV-10]과 [그림 IV-11]에서는 ICC가 0.20, 0.05일 때의 결과만 제시하였다. ICC가 0.10일 때의 결과는 [그림 부록 3-5]에 제시하였다.

조건이 보다 엄격해져, 150개의 집단이 50개의 표본을 갖는 경우에만 검정력은 0.800 이상으로 나타났다.

이러한 결과는 간접효과의 효과크기가 검정력의 향상에 영향을 미치며, 그 외에도 맥락효과의 유형과 관련 없이 ICC, 집단의 수, 집단 크기가 증가할수록 검정력이 향상됨을 보여준다.

<표 IV-5> 자료 조건에 따른 간접효과1,2의 검정력

ICC	집단 수	집단 크기	간접효과1			간접효과2		
			$b_B = b_W$	$b_B > b_W$	$b_B < b_W$	$b_B = b_W$	$b_B > b_W$	$b_B < b_W$
			($b_W=0.39$)	($b_W=0.14$)	($b_W=0.59$)	($b_W=0.39$)	($b_W=0.14$)	($b_W=0.59$)
0.05	30	5	.173	.124	.181	.083	.060	.072
		10	.185	.147	.168	.102	.090	.108
		25	.233	.227	.241	.174	.164	.174
		50	.366	.390	.364	.304	.317	.304
	50	5	.148	.113	.158	.086	.072	.093
		10	.150	.136	.188	.098	.101	.138
		25	.364	.358	.338	.305	.295	.279
		50	.510	.516	.490	.465	.489	.459
	100	5	.130	.099	.174	.105	.075	.143
		10	.237	.201	.246	.206	.165	.220
		25	.544	.591	.566	.516	.570	.558
		50	.772	.803	.766	.761	.792	.756
	150	5	.153	.115	.171	.123	.093	.146
		10	.323	.302	.353	.303	.273	.326
		25	.731	.743	.678	.728	.728	.665
		50	.916	.925	.903	.909	.922	.897
0.10	30	5	.164	.146	.143	.056	.052	.052
		10	.193	.185	.214	.085	.079	.090
		25	.369	.368	.339	.226	.226	.198
		50	.473	.448	.440	.315	.306	.296
	50	5	.152	.136	.163	.060	.053	.071
		10	.276	.270	.261	.163	.138	.154
		25	.496	.523	.520	.397	.408	.418
		50	.625	.665	.640	.534	.565	.534

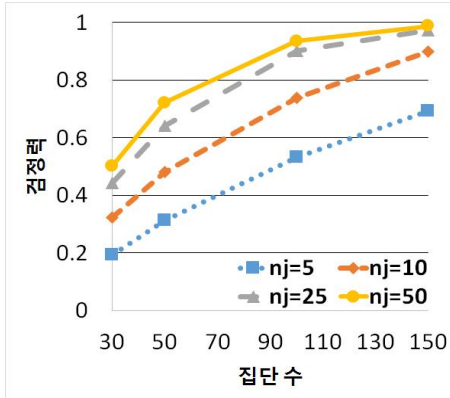
0.20	100	5	.247	.186	.264	.171	.112	.195
		10	.521	.478	.477	.457	.408	.425
		25	.771	.792	.779	.735	.760	.752
		50	.872	.918	.884	.845	.900	.861
	150	5	.360	.282	.338	.307	.235	.281
		10	.665	.672	.650	.631	.635	.616
		25	.922	.942	.898	.909	.926	.883
		50	.979	.978	.972	.975	.975	.968
	30	5	.192	.185	.179	.053	.044	.040
		10	.323	.333	.309	.109	.106	.101
		25	.442	.425	.453	.187	.162	.179
		50	.501	.509	.502	.209	.220	.236
	50	5	.312	.274	.292	.110	.085	.117
		10	.482	.468	.449	.244	.241	.213
		25	.641	.645	.629	.377	.367	.371
		50	.721	.706	.718	.453	.466	.470
0.20	100	5	.533	.520	.487	.343	.302	.331
		10	.737	.782	.733	.593	.615	.610
		25	.900	.896	.883	.826	.810	.798
		50	.935	.944	.928	.877	.875	.857
	150	5	.692	.740	.642	.591	.609	.534
		10	.898	.890	.899	.853	.833	.854
		25	.972	.981	.971	.962	.970	.955
		50	.987	.990	.989	.976	.985	.982

주1. 음영 처리되어 있는 영역은 맥락효과가 없는 경우를 나타냄.

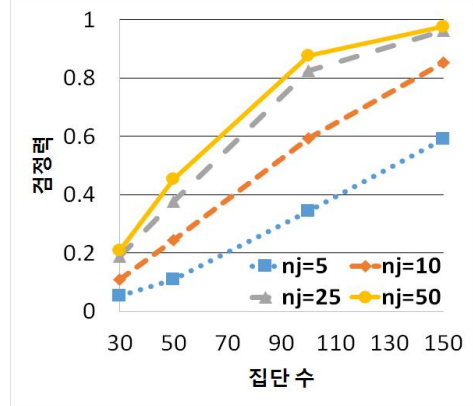
주2. bold로 처리된 값은 검정력이 .800 이상임을 의미함.

간접효과1

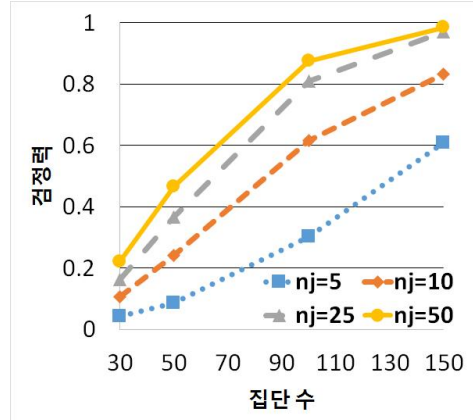
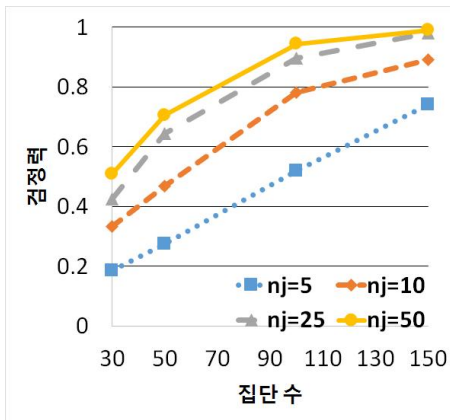
$[b_B(\text{medium}) = b_W(\text{medium})\text{인 조건}]$



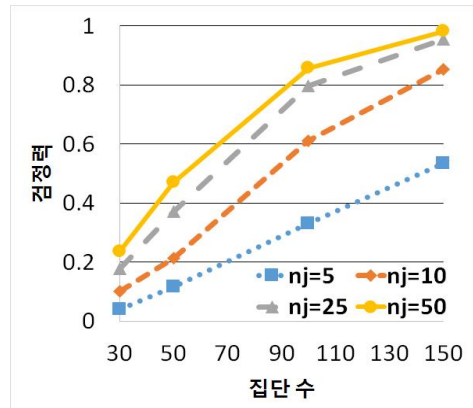
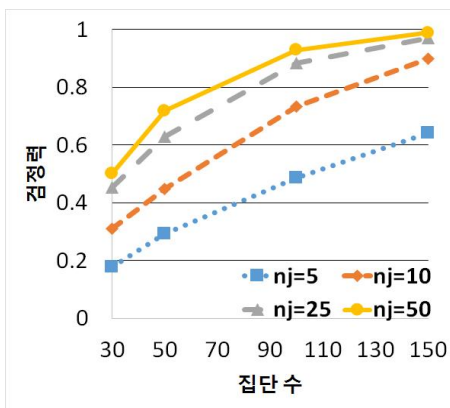
간접효과2



$[b_B(\text{medium}) > b_W(\text{small})\text{인 조건}]$



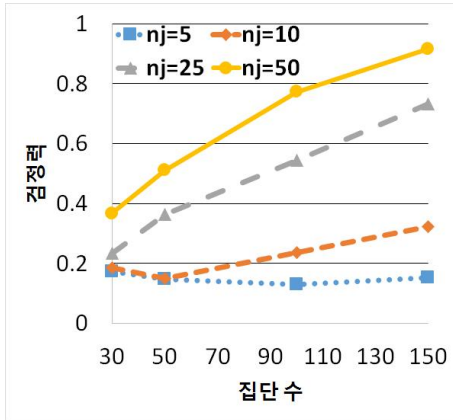
$[b_B(\text{medium}) < b_W(\text{large})\text{인 조건}]$



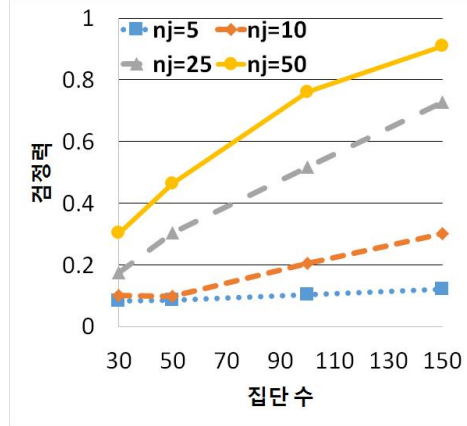
[그림 IV-10] 자료 조건에 따른 간접효과1·2의 검정력(ICC=0.20)

간접효과1

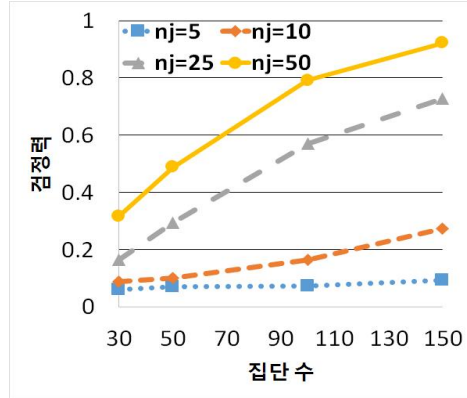
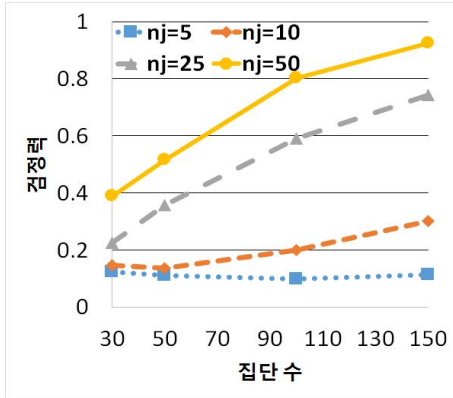
$[b_B(\text{medium}) = b_W(\text{medium})\text{인 조건}]$



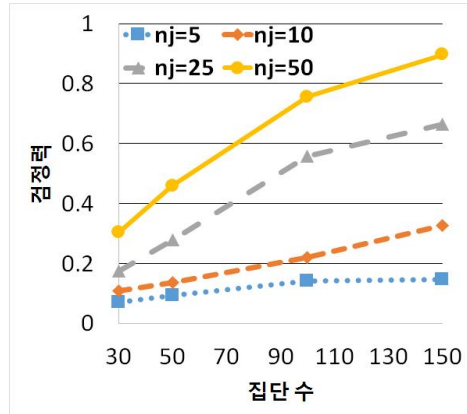
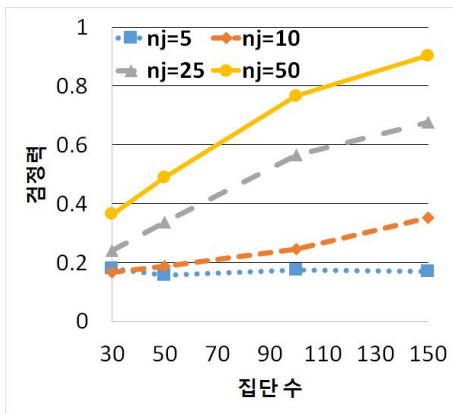
간접효과2



$[b_B(\text{medium}) > b_W(\text{small})\text{인 조건}]$



$[b_B(\text{medium}) < b_W(\text{large})\text{인 조건}]$



[그림 IV-11] 자료 조건에 따른 간접효과1·2의 검정력(ICC=0.05)

(2) 직접효과

두 직접효과의 검정력은 <표 IV-6>과 [그림 IV-12], [그림 IV-13]에 제시된 바와 같이,³⁰⁾ 자료의 조건에 따른 경향의 측면에서는 유사한 모습을 보였지만, 크기의 측면에서는 차이를 보였다.

경향성의 측면에서, 연구1의 결과와 동일하게 두 직접효과의 검정력은 ICC, 집단의 수, 집단 크기가 증가함에 따라 향상되었다.

한편, 두 직접효과는 0.14로 동일한 모수를 갖고 있음에도, ‘직접효과2’의 검정력이 ‘직접효과1’의 검정력보다 높게 나타났다. 이는 두 직접효과의 평균제곱오차와 종합하여 해석될 수 있다. 즉, ‘직접효과1’의 평균제곱오차가 ‘직접효과2’의 평균제곱오차보다 상대적으로 높게 나타났는데, 이는 ‘직접효과2’가 ‘직접효과1’보다 상대적으로 일관적으로 0.14에 근사하여 추정되었음을 의미한다. 따라서 일관적으로 0.14 부근에서 추정된 ‘직접효과2’의 검정력이 상대적으로 더 높게 나타났다고 해석할 수 있다.

결과적으로, ICC가 0.10 이상일 때, ‘직접효과2’는 집단의 수가 100개 이상일 경우에 일반적으로 0.800 이상의 검정력을 가졌다. 반면, ‘직접효과1’은 검정력이 상대적으로 낮아, 150개의 집단이 25개 이상의 표본을 확보한 경우에 일반적으로 0.800 이상의 검정력을 보였다. 또한, ICC가 0.05로 감소한 경우에 ‘직접효과2’는 50개, 100개의 집단이 25개 이상의 표본을 갖거나 150개의 집단이 10개 이상의 표본을 갖고 있을 때, 일반적으로 검정력이 0.800 이상으로 나타났다. 반면, ‘직접효과1’은 150개의 집단이 50개의 표본을 갖고 있는 경우에만 0.800 이상의 검정력을 보였다.

이러한 결과는 동시에 추정되는 두 직접효과는 연구1의 결과와 동일하게 맥락효과의 유형과 관련 없이 ICC, 집단의 수, 집단 크기가 클수록 검정력이 향상되고 있음을 보여준다. 또한, 직접효과의 효과크기가 동일하더라도 얼마나 일관적으로 추정되는지에 따라 검정력이 영향 받고 있음을 보여준다.

30) [그림 IV-12]와 [그림 IV-13]에서는 ICC가 0.20, 0.05일 때의 결과만 제시하였다. ICC가 0.10일 때의 결과는 [그림 부록 3-6]에 제시하였다.

<표 IV-6> 자료 조건에 따른 직접효과1,2의 검정력

ICC	집단 수	집단 크기	직접효과1			직접효과2		
			$b_B = b_W$	$b_B > b_W$	$b_B < b_W$	$b_B = b_W$	$b_B > b_W$	$b_B < b_W$
			($b_W=0.39$)	($b_W=0.14$)	($b_W=0.59$)	($b_W=0.39$)	($b_W=0.14$)	($b_W=0.59$)
0.05	30	5	.182	.169	.135	.311	.336	.268
		10	.143	.166	.144	.372	.373	.363
		25	.215	.203	.212	.612	.597	.594
		50	.310	.315	.299	.783	.769	.784
	50	5	.140	.158	.123	.336	.352	.315
		10	.154	.153	.125	.474	.461	.451
		25	.300	.262	.290	.802	.744	.822
		50	.425	.404	.434	.926	.927	.939
	100	5	.122	.134	.103	.421	.420	.410
		10	.214	.256	.159	.695	.651	.710
		25	.501	.443	.480	.973	.962	.985
		50	.683	.651	.691	.994	.995	.998
	150	5	.112	.161	.112	.504	.490	.502
		10	.295	.295	.255	.833	.780	.864
		25	.656	.618	.670	.997	.995	.997
		50	.852	.831	.855	1.000	1.000	1.000
0.10	30	5	.132	.185	.126	.294	.341	.288
		10	.178	.179	.178	.452	.439	.459
		25	.347	.301	.300	.692	.671	.692
		50	.375	.373	.392	.750	.765	.767
	50	5	.147	.183	.128	.421	.388	.388
		10	.237	.257	.230	.647	.611	.642
		25	.441	.411	.431	.878	.834	.880
		50	.525	.477	.518	.924	.931	.927
	100	5	.189	.226	.161	.610	.595	.639
		10	.404	.409	.387	.907	.880	.913
		25	.662	.659	.670	.990	.990	.992
		50	.780	.770	.750	.996	.999	.998
	150	5	.281	.316	.241	.808	.769	.823
		10	.552	.509	.529	.979	.961	.978

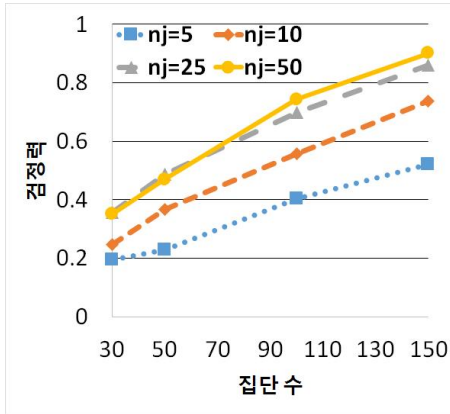
	25	.835	.797	.808	.999	.999	.999
	50	.908	.900	.913	.999	1.000	1.000
0.20	30	5	.194	.187	.176	.357	.369
		10	.246	.251	.255	.485	.472
		25	.357	.326	.341	.586	.554
		50	.351	.374	.360	.603	.598
	50	5	.229	.223	.229	.493	.500
		10	.367	.364	.362	.668	.656
		25	.486	.454	.457	.777	.742
		50	.469	.515	.505	.789	.797
	100	5	.404	.410	.396	.816	.762
		10	.556	.551	.569	.914	.893
		25	.699	.717	.720	.960	.956
		50	.743	.734	.769	.968	.968
	150	5	.520	.506	.566	.927	.902
		10	.738	.741	.730	.974	.985
		25	.861	.853	.869	.997	.996
		50	.901	.876	.889	.999	.996

주1. 음영 처리되어 있는 영역은 맥락효과가 없는 경우를 나타냄.

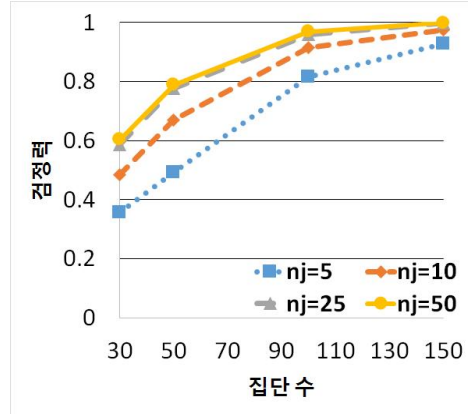
주2. bold로 처리된 값은 검정력이 .800 이상임을 의미함.

직접효과1

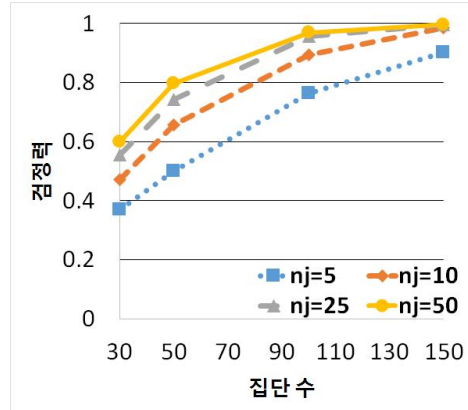
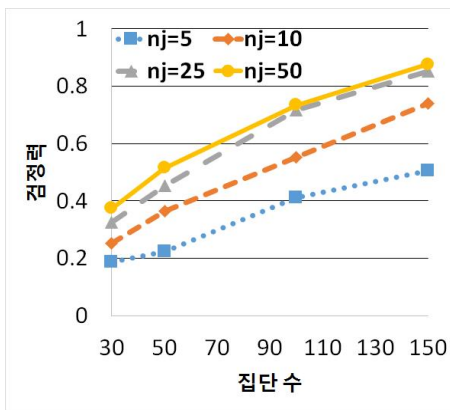
$[b_B(\text{medium}) = b_W(\text{medium})\text{인 조건}]$



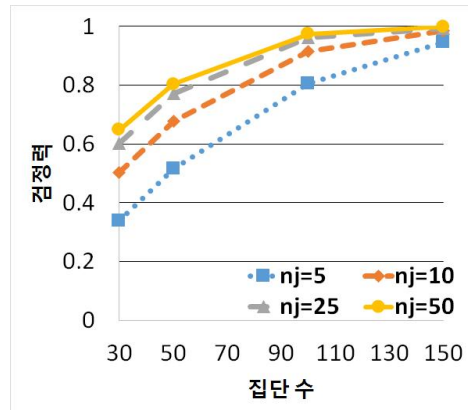
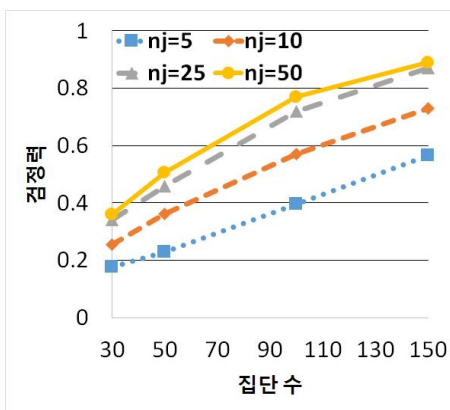
직접효과2



$[b_B(\text{medium}) > b_W(\text{small})\text{인 조건}]$



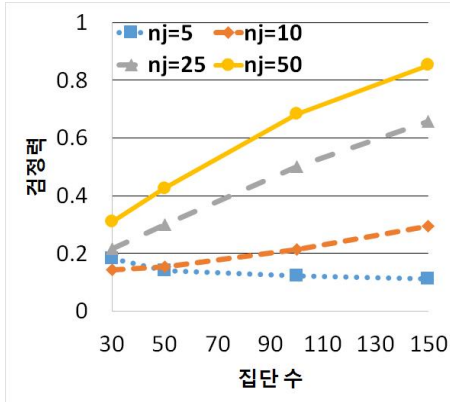
$[b_B(\text{medium}) < b_W(\text{large})\text{인 조건}]$



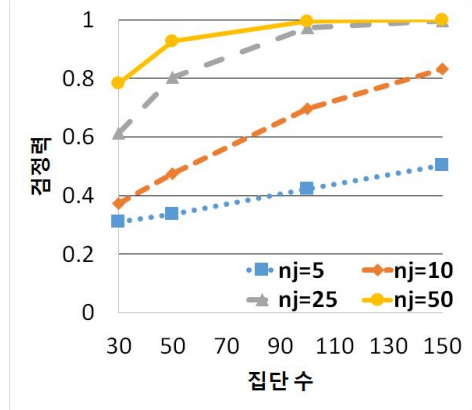
[그림 IV-12] 자료 조건에 따른 직접효과1·2의 검정력(ICC=0.20)

직접효과1

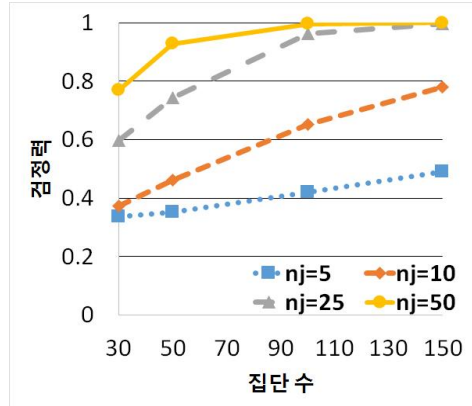
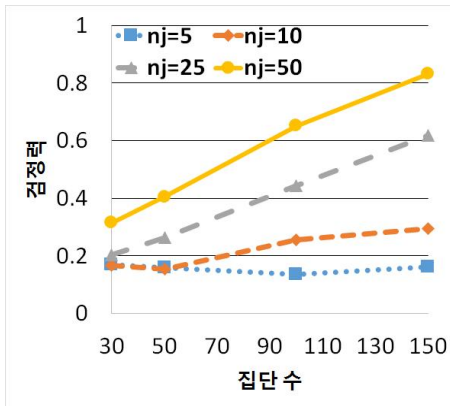
$[b_B(\text{medium}) = b_W(\text{medium})\text{인 조건}]$



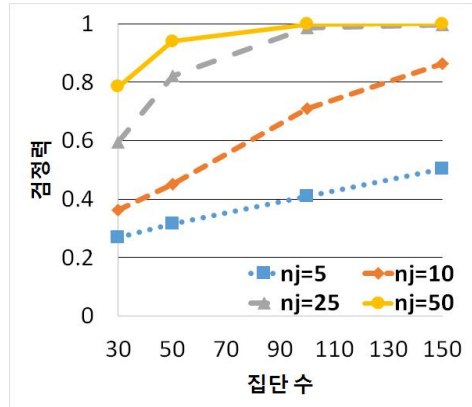
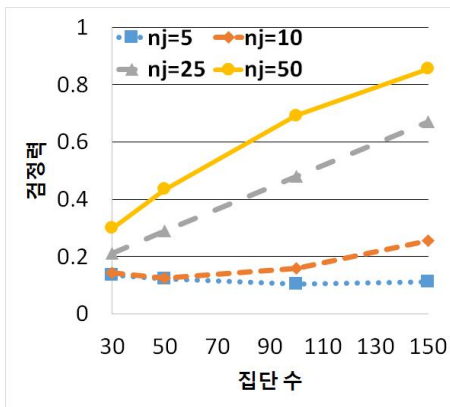
직접효과2



$[b_B(\text{medium}) > b_W(\text{small})\text{인 조건}]$



$[b_B(\text{medium}) < b_W(\text{large})\text{인 조건}]$



[그림 IV-13] 자료 조건에 따른 직접효과1·2의 검정력(ICC=0.05)

4. 결론

가. 요약

연구2의 목적은 두 개의 독립변수가 2수준에 위치하고, 하나의 매개변수 및 종속변수가 1수준에 위치하는 구조에서 발생하는 다층 매개효과를 검증하는 데 있어, 다층 구조방정식모형을 활용할 때 맥락효과와 다층 자료의 구조에 따라 직·간접효과 추정치의 양호도가 어떠한지 밝히고자 하는 것이다. 이를 위해 맥락효과와 다층 자료의 조건에 따라 직·간접효과 추정치의 정확성, 효율성, 검정력이 어떠한지 확인하였다.

연구문제를 해결하기 위해 연구2에서는 모의실험 자료를 생성하여 연구 자료로 활용하였다. 이때, ICC, 집단의 수, 집단 크기의 조건은 연구1과 동일하게 고려하였다. 맥락효과의 유형은 맥락효과가 없는 경우, 집단 간 효과가 집단 내 효과보다 크거나 작은 경우와 같이 3가지 조건으로 나누어 살펴보았다. 이때, 두 개의 독립변수는 매개변수에 대하여 서로 다른 크기로 영향을 미친다고 가정하여, 두 간접효과의 크기는 다르다고 가정하였다. 이때, 두 독립변수의 직접효과는 동일하다고 가정하였다. 이와 같은 점을 고려하여 총 144개(48*3개) 조건에 대하여 1,000개씩의 자료를 반복 생성하여 분석하였다. 직·간접효과 추정치의 정확성, 효율성, 검정력을 평가하기 위하여 상대적 편의, 평균제곱오차, 경험적 검정력을 준거로 활용하였다.

연구2의 주요 결과를 요약하여 제시하면 다음과 같다.

첫째, 정확성의 측면에서, 간접효과의 효과크기는 정확성에 영향을 미치지 않았다. 즉, 간접효과의 효과크기와 관련 없이 두 간접효과가 편이되는 크기는 유사하게 나타났다. 따라서 연구1과 동일하게 맥락효과가 없을 때, 두 직·간접효과는 일반적으로 정확하게 추정되는 모습을, 맥락효과가 존재할 때, ICC, 집단의 수, 집단 크기가 증가할수록 정확하게 추정되는 모습을 보였다. 또한, 맥락효과의 유형에 따라 직·간접효과는 특정 방향으로 편이 되고, 이때 편이 되는 크기는 유사하였다. 이러한 결과

는 선행연구와 연구1의 결과가 복수의 독립변수가 존재하는 상황에서도 유지됨을 보여주며, 직·간접효과를 정확하게 추정하기 위해서는 간접효과의 크기보다 적합한 다층 자료의 조건이 더 중요함을 보여준다.

둘째, 간접효과의 효율성의 측면에서, 간접효과의 효과크기가 작을수록, 즉 매개변수와 독립변수 간의 효과크기가 작을수록, 간접효과는 일반적으로 추정되었다. 즉, 효과크기가 더 작은 ‘간접효과2’의 평균제곱오차는 자료의 모든 조건에서 효과크기가 더 큰 ‘간접효과1’의 평균제곱오차보다 작은 값을 보였다. 이때, 두 간접효과는 연구1과 동일하게 맥락효과 유형과 관련 없이 ICC, 집단의 수, 집단 크기가 증가할수록 효율성이 증가하였다. 이러한 결과는 연구자가 간접효과를 안정적으로 추정하고자 할 때, 특히, 특정 경로의 간접효과의 모수가 클 경우에 충분한 수의 집단과 집단 내 사례를 확보할 필요성을 보여준다.

셋째, 직접효과의 효율성의 경우, 동일한 독립변수를 공유하는 간접효과의 효과크기에 영향을 받았다. 즉, 두 직접효과는 효과크기가 0.14로 동일함에도 불구하고, 모든 자료 조건에서 ‘간접효과1’에 대응되는 ‘직접효과1’의 평균제곱오차가 ‘간접효과2’에 대응되는 ‘직접효과2’의 평균제곱오차보다 큰 값을 가져, 보다 낮은 효율성을 보였다. 이러한 결과는 공분산행렬에 근거하여 모형의 모수를 동시에 추정하는 다층 구조방정식모형을 활용할 때, 간접효과의 효율성은 직접효과의 효율성에 영향을 줄 수 있음을 보여준다.

넷째, 직접효과의 검정력은 직접효과의 효율성에 영향을 받았다. 즉, 두 직접효과의 효과크기가 0.14로 동일하지만 일반적으로 ‘직접효과2’의 검정력이 ‘직접효과1’의 검정력보다 높게 나타났다. 이는 ‘직접효과2’가 평균적으로 0.14의 부근에서 상대적으로 일관적으로 추정되기 때문에, 검정력이 상대적으로 더 높을 수 있음을 의미한다. 이로부터 직·간접효과의 검정력에 직·간접효과의 효과크기, 집단의 수, 집단 크기, ICC 외에도 추정의 효율성이 영향을 미칠 수 있음을 알 수 있다.

나. 논의

연구2의 결과를 바탕으로 다층 구조방정식모형을 활용한 매개효과의 분석은 다음과 같은 시사점을 보인다. 첫째, 다층 매개효과를 분석하는데 있어 복수의 독립변수를 포함하는 구조를 반영하였을 때, 선행연구와 연구1의 결과가 여러 개의 독립변수로 이루어진 상황에서도 유지되고 있음을 확인하였다. 이로부터 여러 개의 직·간접효과를 정확하고, 안정적으로 검증할 수 있는 적절한 자료의 조건을 제안함으로써, 여러 개의 독립변수로 이루어진 모형을 활용하는 데 도움을 주었다. 이와 같은 모형을 활용함으로써 예를 들어, 교장, 교감 및 부장교사의 리더십 중 누구의 리더십이 교사의 효능감을 매개하여 수업전문성에 중요한 역할을 미치는지를 확인할 수 있다. 또는 학생이 자신의 진로를 결정하는 데 있어 여러 진로교육 중 어떠한 프로그램이 학생의 진로 결정 효능감을 매개하여 주요하게 작용하는지 확인할 수 있다.

둘째, 간접효과의 효과크기에 따라 간접효과뿐만 아니라 직접효과의 효율성이 영향 받을 수 있음을 확인하였다. 먼저, 두 개의 간접효과의 효율성을 비교하면, 간접효과의 효과크기가 작을수록 더 일관적으로 추정되었다. 이때, 효율성이 더 높았던 간접효과를 공유하는 독립변수의 직접효과가 효율성이 더 낮았던 간접효과를 공유하는 독립변수의 직접효과보다 더 높은 효율성을 보였다. 이로부터 종속변수에 대한 한 독립변수의 직·간접효과의 효율성은 서로 관련성을 보이고 있음을 확인하였다. 이는 다층 구조방정식모형이 공분산행렬에 근거하여 직·간접효과를 동시에 추정하기 때문으로 해석할 수 있다. 한 간접효과가 비일관적으로 추정될 때, 대응되는 직접효과도 비일관적으로 추정될 수 있기 때문이다. 특히, 이러한 결과는 독립변수의 개수를 한 개로 가정한 선행연구와 연구1에서 살펴볼 수 없다는 점에서 이점을 보인다.

셋째, 직·간접효과의 검정력은 직·간접효과의 효율성이 높을수록 향상될 수 있음을 확인하였다. 먼저, 간접효과의 검정력과 관련하여, 효과크기가 다른 두 간접효과의 검정력은 유사하였다. 즉, ‘간접효과1’은 ‘간접

효과2'보다 효과크기가 더 커서 검정력이 높을 수 있지만, '간접효과2'의 효율성이 '간접효과1'의 효율성보다 높아 일반적으로 유사한 검정력을 보였다. 다음으로, 직접효과의 검정력과 관련하여, 두 직접효과의 효과크기가 동일하지만 효율성이 더 높았던 '직접효과2'가 전반적으로 더 높은 검정력을 보였다. 이로부터 충분한 사례 수를 확보한 자료가 필요함을 재확인할 수 있다. 즉, 집단과 집단 내 사례 수가 충분하지 않을 경우, 직·간접효과를 덜 안정적으로 추정하게 되고, 결과적으로 실제 유의미한 값을 갖고 있는 직·간접효과를 발견하지 못할 수 있기 때문이다.

넷째, 이러한 점에 근거하여 독립변수가 두 개이고, 매개변수, 종속변수가 하나씩 있는 구조에서 실제 영이 아닌 직·간접효과를 정확하고, 일관적으로 검증하는 데 적합한 자료 조건을 <표 IV-7>, <표 IV-8>과 같이 제안하였다.

<표 IV-7> 독립변수가 두 개인 구조에서의 권장조건(간접효과)

조건			간접효과1	간접효과2
맥락효과가 없을 때	ICC	집단 수	집단 크기	집단 크기
$b_B = 0.39, b_W = 0.39$	0.05	150	50 이상	50 이상
		50		X
	0.10	100	25 이상	50 이상
		150		
	0.20	100	10 이상	
		150		
맥락효과가 있을 때	ICC	집단 수	집단 크기	집단 크기
$b_B = 0.39, b_W = 0.14$	0.05	100	50 이상	X
		150		50 이상
	0.10	100	25 이상	
		150		
	0.20	100	10 이상	
		150		
$b_B = 0.39, b_W = 0.59$	0.05	150	50 이상	
		100		
	0.10	150	25 이상	25 이상
		100		50 이상
	0.20	150	10 이상	
		100		

<표 IV-8> 독립변수가 두 개인 구조에서의 권장조건(직접효과)

조건		직접효과1		직접효과2
맥락효과가 없을 때	ICC	집단 수	집단 크기	집단 크기
$b_B = 0.39, b_W = 0.39$	0.05	50	X	25 이상
		100		
		150		
	0.10	50	X	25 이상
		100		
		150		
	0.20	100	X	5 이상
		150		
25 이상				
맥락효과가 있을 때	ICC	집단 수	집단 크기	집단 크기
$b_B = 0.39, b_W = 0.14$	0.05	50	X	50 이상
		100		
		150		
	0.10	50	X	25 이상
		100		
		150		
	0.20	100	X	5 이상
		150		
25 이상				
$b_B = 0.39, b_W = 0.59$	0.05	50	X	25 이상
		100		
		150		
	0.10	50	X	25 이상
		100		
		150		
	0.20	50	X	50 이상
		100		
150				

이와 같은 권장조건은 연구1보다 엄격한 자료의 조건이다. 따라서 집단의 수를 결정하는 데 있어 150개 이상의 집단이 필요하며, 이때 각 집단은 일반적으로 25개 이상의 표본을 가져야 한다. 모형에 포함된 변수의 ICC가 낮다면 각 집단은 50개 이상의 표본을 가져야 한다. 이는 두 개의 간접효과와 두 개의 직접효과를 모두 검증할 수 있는 조건에 근거하였다. 즉, 집단의 수 또는 집단 크기가 충분하지 않아 실제 영이 아닌 직접효과를 0이라고 판단하게 된다면, 실제적으로는 부분적으로 매개하

는 효과를 완전 매개한다고 잘못 판단할 수 있기 때문이다. 따라서 이러한 권장조건은 다층 매개효과를 올바르게 검증하는 데 있어, 연구자가 자료 수집을 계획하는 데 도움을 줄 수 있다.

한편, 위와 같은 이점에도 불구하고 이 연구는 한계점을 가지고 있으며, 이를 바탕으로 후속 연구에 대하여 다음과 같은 제언이 가능하다. 이 연구는 다양한 조건을 고려하고자 노력하였지만, 여전히 제한된 조건을 반영하여 모의실험을 수행하였다. 먼저, 두 직접효과를 작은 효과크기로 가정하였다. 하지만 실제적으로 두 직접효과는 서로 다른 정도로 나타나거나 더 크게 나타날 수 있다. 이러한 상황을 가정한다면, 직접효과의 효율성 및 검정력이 향상될 수 있다. 따라서 위와 같은 권장조건은 활용할 때, 직접효과가 크지 않다는 점을 고려하여 주의를 기울일 필요가 있다. 또한, 실제 상황에서 학교 또는 교사 단위로 시행되는 여러 개의 처치는 독립적으로 발생하지 않기 때문에 처치 간 상관이 존재하며, 이 연구에서는 두 독립변수가 작은 크기로 상관을 갖는다고 가정하였다. 하지만 실제적으로 여러 개의 처치 간 상관이 더 높을 수 있다. 따라서 후속연구를 통해 직접효과의 크기가 증가할 때, 또는 두 독립변수의 상관이 더 클 때, 권장 조건이 어떠한 차이를 보이는지 살펴볼 필요가 있다.

V. 연구3: 매개변수가 두 개인 구조에서의 다층 매개효과 검증

1. 연구의 목적 및 연구 문제

연구3에서는 매개변수가 두 개 존재하고, 독립변수 및 종속변수가 하나인 2-1-1 구조에서 다층 구조방정식모형을 활용하여 매개효과를 검증한다. 연구3의 목적은 자료의 조건에 따라 직·간접효과 추정치의 양호도를 비교하는 데 있다. 구체적으로, 연구1·2와 동일하게 맥락효과와 다층 자료의 구조에 따라 직접효과와 간접효과의 추정치를 비교하고자 하였다. 또한, 매개변수의 맥락효과가 그 변수를 매개하는 간접효과의 추정뿐만 아니라 다른 매개변수를 매개하는 간접효과 또는 직접효과의 추정에 영향을 미치는지 살펴보고자 하였다.

실제적으로 독립변수와 종속변수 사이의 인과적 구조는 여러 경로로 설명된다. 예를 들어, 학생의 수학성취에 있어 교사의 지원은 직접적으로 영향을 미칠 뿐만 아니라, 학생의 자기효능감, 내재적 동기, 도구적 가치 등 여러 매개변수를 동시에 매개하여 영향을 미치는 경우를 생각해 볼 수 있다(Yilmirim, 2012). 이처럼 복수의 매개변수로 이루어진 메커니즘에서 어떤 매개변수가 주요한 역할을 하는지 탐색함으로써, 정책 결정자, 교사 등은 적절한 교육적 개입을 결정하는 데 중요한 근거를 얻을 수 있다. 따라서 연구3에서는 복수의 매개변수로 이루어진 상황을 반영하기 위하여 하나의 독립변수와 종속변수 사이에 두 개의 매개변수가 있는 구조를 가정하여 모의실험을 수행하고자 하였다.

특히, 복수의 매개변수가 존재할 때, 다층 구조방정식모형의 활용은 다음과 같은 이점을 갖는다. 먼저, 구조방정식모형은 공분산행렬에 근거하여 모수를 동시에 추정하므로, 여러 개의 직·간접효과를 동시에 추정하고 매개변수 간의 설명오차(disturbance) 상관을 고려할 수 있다(Kline,

2005). 반면, 위계적 선형 모형에 근거하여 Krull & MacKinnon(1999)의 방법 또는 UMM을 적용한다면, 매개변수와 독립변수의 관계를 추정하기 위하여 매개변수의 수만큼 독립적인 모형을 추정해야 한다. 또한, 구조방정식모형은 구조계수의 동일성 검증을 통하여 여러 간접효과를 통계적으로 비교할 수 있는 이점을 갖는다(Kline, 2005). 이로부터 복수의 간접효과 중 어떠한 매개변수를 매개하는 경로가 주요한지를 통계적으로 비교 및 검증할 수 있다.

현재, 복수의 매개변수를 가정하는 대부분의 선행연구는 위계적 선형 모형에 근거하여 직·간접효과 독립적으로 추정하고 있다(Intravia et al., 2017; Mierlo et al., 2007; Park et al., 2017). 이러한 맥락에서 다층 구조방정식모형을 활용하여 직·간접효과를 추정할 때, 자료의 조건에 따라 추정치의 양호도가 어떠한지 살펴보는 것은 연구자들에게 유용한 정보를 제공할 수 있으리라 기대할 수 있다.

구조방정식모형은 공분산행렬에 근거하여 모형의 모수를 동시에 추정하므로 모형의 복잡성은 모수 추정에 영향을 줄 수 있다(Kline, 2005). 이러한 점을 반영하여 연구3에서는 연구1·2와 동일하게 자료의 조건에 따라 직·간접효과 추정치의 양호도를 비교하고, 한 매개변수의 맥락효과가 그 매개변수를 매개하는 간접효과 외에도 다른 매개변수를 매개하는 간접효과와 직접효과의 추정에 영향을 미치는지를 살펴보고자 하였다. 연구3의 모의실험에 대한 연구문제를 구체적으로 기술하면 다음과 같다.

연구문제 3. 매개변수가 두 개인 2-1-1 구조에서 다층 매개효과를 검증할 때, 맥락효과와 자료의 구조에 따라 직·간접효과 추정치의 양호도는 어떠한가?

연구문제 3-1. 다층 매개효과를 검증할 때, 자료의 조건(맥락효과의 유형, 집단의 수, 집단 크기, ICC)에 따라 직·간접효과 추정치의 정확성은 어떠한가?

연구문제 3-2. 다층 매개효과를 검증할 때, 자료의 조건(백락효과
의 유형, 집단의 수, 집단 크기, ICC)에 따라 직·
간접효과 추정치의 효율성은 어떠한가?

연구문제 3-3. 다층 매개효과를 검증할 때, 자료의 조건(백락효과
의 유형, 집단의 수, 집단 크기, ICC)에 따라 직·
간접효과 추정치의 검정력은 어떠한가?

2. 연구 방법

가. 연구 자료

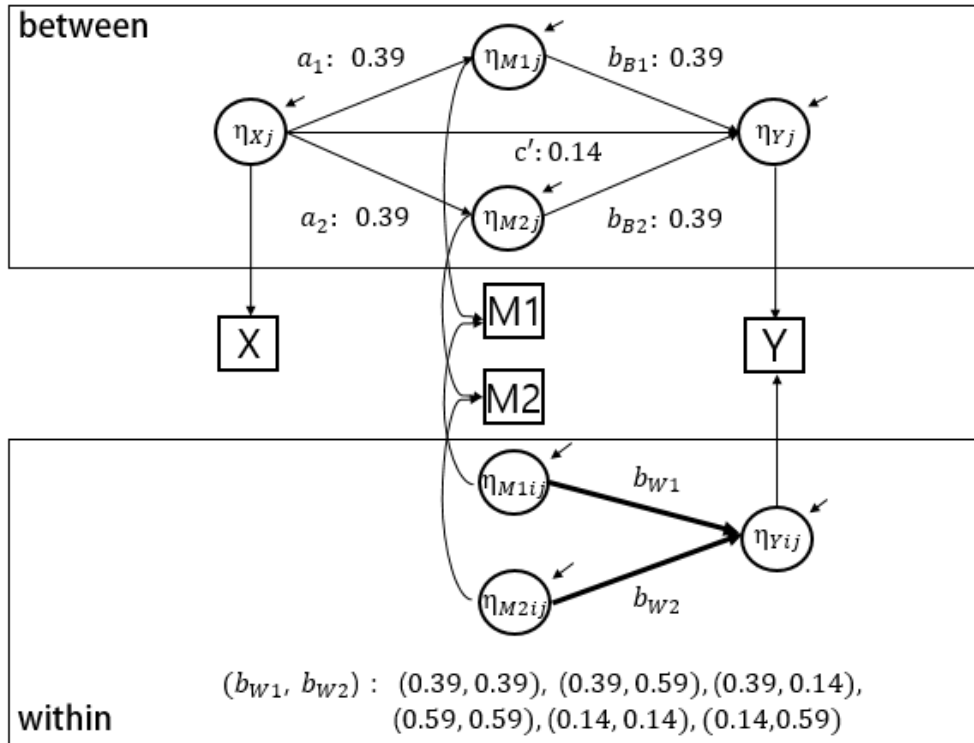
(1) 자료의 조건

연구3에서는 매개변수가 두 개인 2-1-1 구조에서 다층 구조방정식모형을 활용했을 때, 자료의 조건에 따라 직·간접효과 추정치의 양호도를 살펴보았다. 이를 위하여 집단의 수, 집단 크기, ICC, 맥락효과의 조건을 다르게 하여 자료를 생성하였다. 이에 대한 조건을 순차적으로 살펴보면 다음과 같다.

집단의 수, 집단 크기, ICC의 조건은 연구1·2와 동일하게 설정하였고, 맥락효과의 조건은 6가지의 조건을 고려하였다. 이를 위해 연구1·2와 같이 구조계수의 효과크기를 0.14(small), 0.39(medium), 0.59(large)에 근거하였다(MacKinnon et al., 2002, 2004, 2007; Zhang et al., 2009).

연구3에서는 [그림 V-1]과 같이 독립변수와 종속변수는 한 개씩 있지만, 매개변수는 두 개(M_1, M_2)로 이루어진 상황을 가정하였다. 또한, 독립변수는 종속변수에 대하여 하나의 직접효과(c')와 두 매개변수를 독립적으로 매개하는 간접효과(a_1b_{B1}, a_2b_{B2}) 두 개를 갖는다고 가정하였다. 이때, 직접효과(c')는 선행연구를 고려하여 연구1·2와 동일하게 0.14로 고정하였고, 매개변수에 대한 독립변수의 효과(a_1, a_2)와 종속변수에 대한 매개변수의 효과(b_{B1}, b_{B2})는 모두 중간 효과크기를 갖는다고 가정하여 0.39로 고정하였다(Kelcey et al., 2017; Pituch et al., 2005, 2006; Pituch & Stapleton, 2008; Preacher et al., 2011; Talloen et al., 2018).³¹⁾

31) 연구3에서는 매개변수가 두 개일 때, 종속변수에 대한 매개변수의 집단 간 효과(b_{B1}, b_{B2})와 집단 내 효과(b_{W1}, b_{W2})의 관계에 따라 직·간접효과 추정치가 어떠한지 확인하였다. 이때, 독립변수와 매개변수 간의 구조계수(a_1, a_2)와 매개변수와 종속변수 간의 구조계수(b_{B1}, b_{B2})를 연구2와 같이 다른 효과크기를 갖는다고 가정하는 것이 현실 상황을 더욱 잘 반영할 수 있음에도 불구하고, 모형의 간명성을 위하여 두 구조계수의 크기를 동일하게 고정하였다.



[그림 V-1] 연구3 다층 매개효과 모형의 구조계수 조건

반면, 두 매개변수의 집단 내 효과(b_{w1}, b_{w2})의 크기는 (0.39, 0.39), (0.39, 0.59), (0.39, 0.14), (0.59, 0.59), (0.14, 0.14), (0.14, 0.59) 순서쌍과 같은 6개의 조건을 고려하였다. 이와 같은 조건은 매개변수의 맥락효과의 유형이 그 매개변수를 매개하는 간접효과뿐만 아니라 다른 매개변수를 매개하는 간접효과에도 영향을 미치는지 확인하기 위하여 설정하였다.

구체적으로, (0.39, 0.39) 조건은 두 매개변수의 맥락효과가 모두 존재하지 않는 조건을 나타내며, (0.39, 0.59)와 (0.39, 0.14) 조건은 M_1 은 맥락효과를 갖지 않지만, M_2 는 집단 간 효과가 집단 내 효과보다 크거나 작은 유형으로 맥락효과를 갖는 경우를 나타낸다. 또한, (0.59, 0.59)와 (0.14, 0.14) 조건은 M_1 과 M_2 는 모두 동일한 방향으로 맥락효과를 갖는 상황을 나타낸다. 마지막으로, (0.14, 0.59) 조건은 M_1 은 집단 간 효과가 집단 내 효과보다 크고, M_2 는 집단 간 효과가 집단 내 효과보다 작은 유

형으로, 서로 반대 방향으로 맥락효과를 갖는 상황을 나타낸다.

종합적으로, 연구3의 모의실험의 자료 생성 조건은 총 288개 조건(집단의 수 4개 조건×집단 크기 4개 조건×ICC 3개 조건×구조계수 6개 조건)으로 설정하였다.

(2) 자료 생성 및 분석 절차

모의실험 자료는 다음과 같은 절차를 따라 위계적 선형 모형에 근거하여 독립변수, 매개변수, 종속변수를 생성하였다. 먼저, 2수준의 독립변수(X_j)를 $N(0,1)$ 의 분포에서 무선적으로 생성하였다. 이후, 식 (V-2), 식 (V-4)와 같이 독립변수와 두 매개변수의 절편($\beta_{m10j}, \beta_{m20j}$)의 관계(γ_{a1}, γ_{a2})를 고려하여 두 매개변수의 절편을 생성하였다. 이때, $\gamma_{m100}, \gamma_{m200}$ 은 0으로 고정하였고, 구조계수의 조건에 따라 γ_{a1}, γ_{a2} 는 0.39로 고정하였다. 이후, 식 (V-1), 식 (V-3)과 같이 두 매개변수의 1수준 잔차(r_{m1ij}, r_{m2ij})가 $N(0,0.36)$ 의 분포를 따르도록 무선적으로 생성한 후, 매개변수의 절편과 1수준 잔차를 합하여 두 매개변수를 생성하였다.

$$1\text{수준: } M_{1ij} = \beta_{m10j} + r_{m1ij} \quad \cdots \text{식 (V-1)}$$

$$2\text{수준: } \beta_{m10j} = \gamma_{m100} + \gamma_{a1}X_j + u_{m10j} \quad \cdots \text{식 (V-2)}$$

$$1\text{수준: } M_{2ij} = \beta_{m20j} + r_{m2ij} \quad \cdots \text{식 (V-3)}$$

$$2\text{수준: } \beta_{m20j} = \gamma_{m200} + \gamma_{a2}X_j + u_{m20j} \quad \cdots \text{식 (V-4)}$$

다음으로, 식 (V-5) ~ (V-7)과 같이 직접효과($\gamma_{c'}$), 두 매개변수의 1수준 계수(β_{b1}, β_{b2}) 및 2수준 계수($\gamma_{bB1}, \gamma_{bB2}$), 잔차와의 관계를 고려하여 종속변수를 생성하였다. 이때, γ_{00} 은 0으로 고정하였고, β_{b1} 와 β_{b2} 는 $\gamma_{bW1}, \gamma_{bW2}$ 와 같이 고정효과로 가정하였고, 자료의 조건에 따라 효과크기를 변화시켰다. 또한, 종속변수의 1수준 잔차(r_{yij})는 $N(0,0.36)$ 의 분포를 따르도록 무선적으로 생성하였다.

$$1\text{수준: } Y_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{b1}(M_{1ij} - M_{1.j}) + \beta_{b2}(M_{2ij} - M_{2.j}) + r_{yij} \cdots \text{식 (V-5)}$$

$$2\text{수준: } \beta_{0j} = \gamma_{00} + \gamma_{c'}X_j + \gamma_{bB1}M_{1.j} + \gamma_{bB2}M_{2.j} + u_{y0j} \cdots \text{식 (V-6)}$$

$$\beta_{b1} = \gamma_{bW1}, \beta_{b2} = \gamma_{bW2} \cdots \text{식 (V-7)}$$

마지막으로, 앞서 언급된 바와 같이 잔차의 ICC를 0.05, 0.10, 0.20으로 설정하기 위하여 ICC의 조건에 따라 매개변수와 종속변수의 2수준 잔차(u_{m10j} , u_{m20j} , u_{y0j})의 분포를 수정하였다. 1수준 잔차는 ICC의 조건과 관련 없이 동일하게 $N(0, 0.36)$ 의 분포를 따른다고 가정하였고, 세 변수의 2수준 잔차(u_{m10j} , u_{m20j} , u_{y0j})는 ICC의 조건(0.05, 0.10, 0.20)에 따라 $N(0, 0.0189)$, $N(0, 0.04)$, $N(0, 0.09)$ 의 분포를 따르도록 무선적으로 생성하였다. 이때, 매개변수의 잔차의 상관은 0.01로 가정하였다.³²⁾

이와 같은 절차를 따라 Stata13.0 프로그램을 활용하여 각 조건별로 1,000개씩 자료를 반복생성(replication)하였다. 이후, Mplus7.0 프로그램을 활용하여 생성된 자료를 다층 구조방정식모형을 활용하여 분석하였다. 이때, 자료의 조건에 따라 직·간접효과 추정치의 양호도를 평가하기 위하여 연구1·2와 동일하게 상대적 편의, 평균제곱오차, 경험적 검정력을 준거로 활용하였다.

나. 연구 모형

연구3에서는 1수준의 매개변수가 두 개 있고, 2수준의 독립변수와 1수준의 종속변수가 하나씩 있는 구조에서 매개효과를 분석하기 위하여 다층 구조방정식모형을 활용하였다. 이를 위한 연구 모형은 다음과 같으며, 측정모형은 식 (V-8)과 같다.

32) 매개변수는 구조방정식모형의 내생변수(endogenous variable)에 대응되므로, 매개변수의 잔차는 설명오차(disturbance)에 해당한다. 구조방정식모형에서 설명오차 상관은 모형에서 누락된 원인들 중에서 공통적인 원인을 내생변수가 공유하고 있음을 의미한다. 이러한 점에 근거하여 연구3에서는 두 매개변수의 잔차 상관을 0.01로 설정하였다. 이는 두 내생변수가 연구 모형에서 누락된 공통된 원인을 갖지만, 모형에 포함된 독립변수에 의하여 주요하게 설명된다고 가정하였기 때문이다(Kline, 2005).

$$Y_{ij} = \Lambda \eta_{ij} \quad \dots \text{식 (V-8)}$$

$$\begin{bmatrix} X_j \\ M_{1ij} \\ M_{2ij} \\ Y_{ij} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_{M_{1ij}} \\ \eta_{M_{2ij}} \\ \eta_{Y_{ij}} \\ \eta_{X_j} \\ \eta_{M_{1j}} \\ \eta_{M_{2j}} \\ \eta_{Y_j} \end{bmatrix}$$

η_{ij} 은 독립변수, 매개변수, 종속변수의 관찰변수로부터 분할된 잠재변수를 나타낸다. 따라서 η_{ij} 은 2수준 독립변수(X_j)의 2수준 잠재변수(η_{X_j}), 1수준 매개변수(M_{1ij} , M_{2ij}) 및 종속변수(Y_{ij})가 수준별로 분리된 1수준 잠재변수($\eta_{M_{1ij}}$, $\eta_{M_{2ij}}$, $\eta_{Y_{ij}}$)와 2수준 잠재변수($\eta_{M_{1j}}$, $\eta_{M_{2j}}$, η_{Y_j})를 성분으로 갖는다. 이때, 독립변수, 매개변수, 종속변수는 모두 하나의 관찰변수로 이루어져 있다. 따라서 Λ 은 자유모수가 아닌 0 또는 1의 고정모수로 구성되며, 측정오차 ϵ_{ij} 는 영벡터로 이루어진다. 또한, 절편 v_j 은 0으로 고정하였다.

구조모형은 1수준 및 2수준 식으로 구분된다. 1수준 구조모형은 식 (V-9)와 같이 1수준에 위치한 잠재변수 간의 구조적 관계를 나타낸다. 1수준에서 두 매개변수는 모두 집단 내 효과(b_{w1} , b_{w2})를 갖기 때문에, B 행렬은 두 효과에 대응되는 B_{YM1} 성분과 B_{YM2} 성분을 자유모수로 추정한다. 이때, 두 개의 집단 내 효과는 고정효과로 가정하였다.

$$\eta_{ij} = \alpha_j + B\eta_{ij} + \zeta_{ij}$$

$$\begin{bmatrix} \eta_{M_{1ij}} \\ \eta_{M_{2ij}} \\ \eta_{Y_{ij}} \\ \eta_{X_j} \\ \eta_{M_{1j}} \\ \eta_{M_{2j}} \\ \eta_{Y_j} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \alpha_{\eta_{X_j}} \\ \alpha_{\eta_{M_{1j}}} \\ \alpha_{\eta_{M_{2j}}} \\ \alpha_{\eta_{Y_j}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ B_{YM1} & B_{YM2} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_{M_{1ij}} \\ \eta_{M_{2ij}} \\ \eta_{Y_{ij}} \\ \eta_{X_j} \\ \eta_{M_{1j}} \\ \eta_{M_{2j}} \\ \eta_{Y_j} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \zeta_{M_{1ij}} \\ \zeta_{M_{2ij}} \\ \zeta_{Y_{ij}} \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \dots \text{식 (V-9)}$$

α_j 은 절편을 나타내는 행렬로, 2수준 잠재변수($\eta_{X_j}, \eta_{M_{1j}}, \eta_{M_{2j}}, \eta_{Y_j}$)의 잠재 집단 평균을 추정한다. 따라서 1수준 잠재변수($\eta_{M_{1j}}, \eta_{M_{2j}}, \eta_{Y_j}$)에 대응되는 성분은 0으로 고정된다. 또한, ζ_{ij} 행렬은 1수준 잠재변수의 잔차 벡터를 나타내며, 정규분포를 따른다고 가정하였다.

2수준 구조모형은 식 (V-10)과 같다. β 은 2수준에 위치한 잠재변수 간의 구조적 관계를 나타내는 행렬로, 직접효과와 두 개의 간접효과와 관련된 성분을 자유모수로 추정한다. β_{YX} 성분은 $\alpha_{\eta Y_j}$ 에 대한 $\alpha_{\eta X_j}$ 의 직접효과를 의미한다. 또한, β_{YM_1} 성분과 β_{M_1X} 성분의 곱인 $\beta_{YM_1}\beta_{M_1X}$ 는 $\alpha_{\eta M_{1j}}$ 을 매개하는 $\alpha_{\eta X_j}$ 의 간접효과를, β_{YM_2} 성분과 β_{M_2X} 성분의 곱인 $\beta_{YM_2}\beta_{M_2X}$ 는 $\alpha_{\eta M_{2j}}$ 을 매개하는 $\alpha_{\eta X_j}$ 의 간접효과를 의미한다.

$$\eta_j = \mu + \beta\eta_j + \zeta_j$$

$$\begin{bmatrix} \alpha_{\eta X_j} \\ \alpha_{\eta M_{1j}} \\ \alpha_{\eta M_{2j}} \\ \alpha_{\eta Y_j} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu_{\alpha_{\eta X_j}} \\ \mu_{\alpha_{\eta M_{1j}}} \\ \mu_{\alpha_{\eta M_{2j}}} \\ \mu_{\alpha_{\eta Y_j}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ \beta_{M_1X} & 0 & 0 & 0 \\ \beta_{M_2X} & 0 & 0 & 0 \\ \beta_{YX} & \beta_{YM_1} & \beta_{YM_2} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_{\eta X_j} \\ \alpha_{\eta M_{1j}} \\ \alpha_{\eta M_{2j}} \\ \alpha_{\eta Y_j} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \zeta_{\alpha\eta X_j} \\ \zeta_{\alpha\eta M_{1j}} \\ \zeta_{\alpha\eta M_{2j}} \\ \zeta_{\alpha\eta Y_j} \end{bmatrix} \quad \dots \text{식 (V-10)}$$

이때, η_j 은 2수준의 무선효과를 나타낸다. 연구3에서는 1수준에서의 두 매개변수와 종속변수 간의 집단 내 효과(B_{YM_1}, B_{YM_2})를 고정효과로 가정하였기 때문에, η_j 은 2수준 잠재변수의 절편만 포함한다. μ 은 2수준 잠재변수의 절편($\alpha_{\eta X_j}, \alpha_{\eta M_{1j}}, \alpha_{\eta M_{2j}}, \alpha_{\eta Y_j}$)의 전체 평균을 의미한다. ζ_j 행렬은 2수준 잠재변수의 잔차 벡터를 나타내며, 정규분포를 따른다고 가정한다. 이와 같은 연구 모형을 따라 연구3에서는 MLR에 근거하여 직·간접효과를 추정하였다.

3. 연구 결과

연구3에서는 두 간접효과를 ‘간접효과1’, ‘간접효과2’로 명명하였다. [그림 V-1]과 같이 ‘간접효과1’은 M_1 을 매개하는 간접효과를 의미하며, ‘간접효과2’는 M_2 를 매개하는 간접효과를 의미한다. 이때, 두 간접효과의 크기는 0.1521(0.39×0.39)로 동일하다.

가. 직·간접효과의 정확성 분석

이 절에서는 자료의 조건에 따라 두 개의 간접효과와 직접효과의 정확성이 어떠한지 살펴보았다. 이를 위하여 두 매개변수의 맥락효과의 조건(두 매개변수의 맥락효과가 모두 존재하지 않을 경우, 한 매개변수의 맥락효과만 존재하는 경우, 두 매개변수의 맥락효과가 모두 존재하는 경우-동일한 방향, 반대 방향)으로 나누어 두 간접효과와 직접효과의 상대적 편의를 종합적으로 비교하였다.

(1) 두 매개변수의 맥락효과가 모두 존재하지 않을 경우

두 매개변수의 맥락효과가 모두 존재하지 않기 때문에 두 간접효과와 직접효과의 상대적 편의는 전반적으로 ± 5 범위 내의 값을 가져, 수용 가능한 수준의 편의를 보였다. 다만, <표 V-1>과 [그림 V-2]에 제시된 바와 같이,³³⁾ ICC와 집단 크기가 모두 작을 경우에 상대적 편의가 증가하는 모습을 보였다. 이러한 결과는 연구1·2와 같이, 맥락효과가 없을 때 간접효과와 직접효과가 정확하게 추정된다는 사실을 보여준다.

33) [그림 V-2]에서는 ICC가 0.20, 0.05일 때의 결과만 제시하였다. ICC가 0.10일 때의 결과는 [그림 부록 4-1]에 제시하였다.

<표 V-1> 자료 조건에 따른 직·간접효과의 상대적 편의(백락효과X)

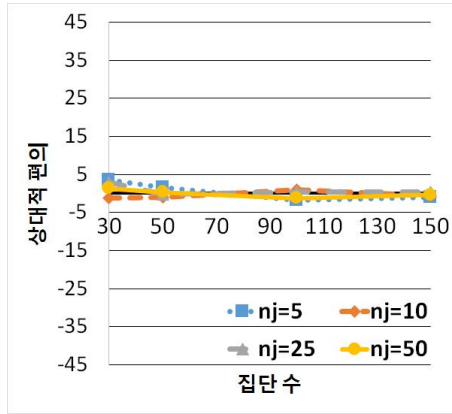
ICC	집단 수	집단 크기	간접효과1	간접효과2	직접효과
0.05	30	5	6.969	14.464	-23.643
		10	-3.879	.526	3.214
		25	-.789	3.485	-3.357
		50	5.654	-1.052	-4.571
	50	5	2.498	-2.301	.500
		10	-3.748	-1.644	6.571
		25	1.052	1.118	-1.857
		50	-2.893	3.024	.500
	100	5	.657	1.446	-2.143
		10	-3.156	-2.696	8.000
		25	-2.564	3.287	-.929
		50	-1.052	-.920	2.714
	150	5	-8.481	1.512	7.857
		10	-.460	-5.391	6.786
		25	.131	-.066	.000
		50	.526	.066	-1.000
0.10	30	5	-2.893	12.821	-11.071
		10	-3.353	2.038	-.500
		25	-2.827	2.235	1.071
		50	2.433	.329	-1.786
	50	5	-.329	-7.035	10.286
		10	4.076	4.208	-8.071
		25	-.723	.000	1.643
		50	.263	-.197	-.571
	100	5	-1.381	-9.007	11.714
		10	-2.170	1.972	-.357
		25	-.131	1.249	-1.643
		50	.723	-.329	-.929
	150	5	-3.024	-1.446	5.357
		10	2.235	-.657	-1.000
		25	.394	-.526	.143
		50	1.118	2.170	-3.357

0.20	30	5	3.616	1.775	-3.643
		10	-1.118	.460	1.500
		25	2.959	-.526	-2.500
		50	1.315	1.381	-3.571
	50	5	1.644	-2.761	.929
		10	-.920	-.066	1.071
		25	-.131	.197	.643
		50	.329	-1.381	2.429
	100	5	-1.709	.066	2.000
		10	1.052	-2.367	1.000
		25	.329	.066	-.500
		50	-1.249	-1.052	2.071
	150	5	-1.052	-.789	3.143
		10	-.592	-1.644	1.786
		25	.394	.986	-1.857
		50	-.394	-.789	1.071

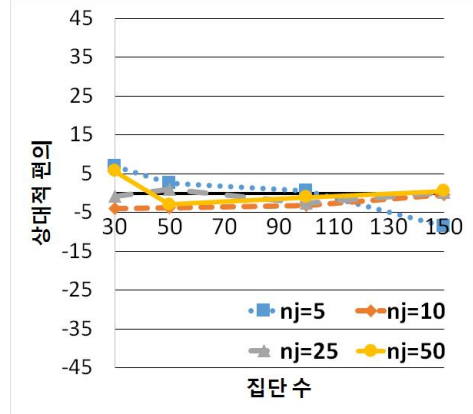
주. 값의 단위는 %이며, bold로 처리된 값은 상대적 편의가 $\pm 5\%$ 범위 내에 속하는 것을 의미함.

ICC=0.20

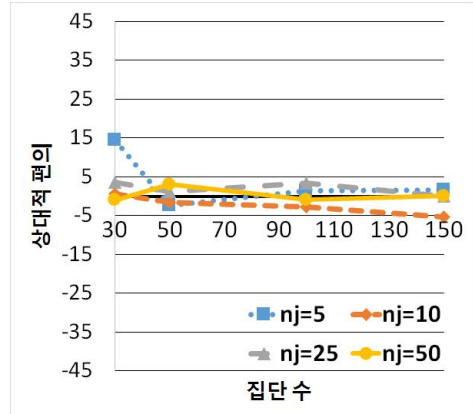
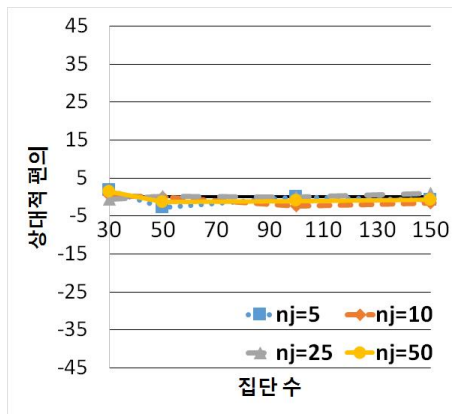
간접 효과1



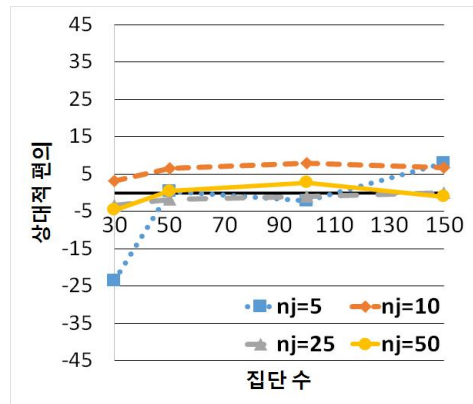
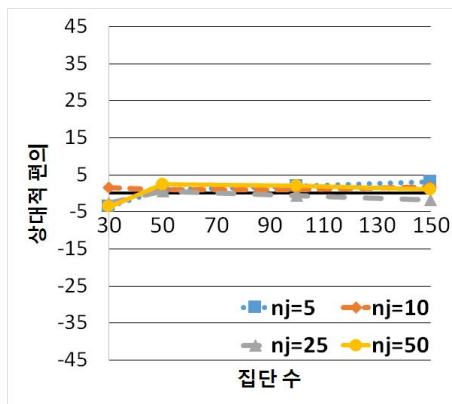
ICC=0.05



간접 효과2



직접 효과



[그림 V-2] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 상대적 편의(맥락효과 없을 때)

(2) 한 매개변수의 맥락효과만 존재하는 경우

한편, 두 매개변수 중 한 매개변수가 맥락효과를 갖는 경우는 2가지가 있다. 첫 번째 경우($b_{w1} = 0.39$, $b_{w2} = 0.59$)는 한 매개변수는 맥락효과를 갖지 않지만, 다른 매개변수는 집단 간 효과가 집단 내 효과보다 작은 유형으로 맥락효과를 갖는다. 두 번째 경우($b_{w1} = 0.39$, $b_{w2} = 0.14$)는 한 매개변수는 맥락효과를 갖지 않지만, 다른 매개변수는 집단 간 효과가 집단 내 효과보다 큰 조건이다. 이에 대한 결과는 <표 V-2>와 [그림 V-3], [그림 V-4]³⁴⁾와 같으며, 순차적으로 살펴보면 다음과 같다.

먼저, 첫 번째 경우를 살펴보면, ‘간접효과1’은 맥락효과를 갖지 않는 변수를 매개하므로 ICC와 집단 크기가 모두 작은 경우를 제외하고 일반적으로 수용 가능한 수준의 편의를 보였다. 이를 앞선 결과(두 매개변수의 맥락효과가 모두 존재하지 않을 경우)와 종합하여 보면, ‘간접효과1’의 편의는 ‘간접효과2’가 매개하는 변수의 맥락효과 여부에 영향을 받지 않음을 보여준다.

반면, ‘간접효과2’는 매개변수의 집단 간 효과가 집단 내 효과보다 작은 변수를 매개한다. 따라서 ICC, 집단의 수, 집단 크기가 감소함에 따라 일반적으로 ‘간접효과2’의 상대적 편의는 증가하고, 과소 추정되는 모습을 보였다. 직접효과 역시, ‘간접효과2’와 같이 ICC, 집단의 수, 집단 크기가 감소함에 따라 일반적으로 상대적 편의는 증가하는 모습을 보였다. 또한, 직접효과는 ‘간접효과2’가 편이된 방향의 반대 방향으로 평균적으로 편이 되어, 직접효과가 과대 추정되는 모습을 보였다.

두 번째 경우를 살펴보면, ‘간접효과1’은 첫 번째 경우와 동일하게 맥락효과가 없는 변수를 매개하므로 일반적으로 정확하게 추정되는 모습을 보였다. 이를 앞선 결과와 종합하면, ‘간접효과1’은 ‘간접효과2’가 매개하는 변수의 맥락효과 조건에 영향을 받지 않고, 정확하게 추정됨을 보여준다.

34) [그림 V-3]과 [그림 V-4]에서는 ICC가 0.20, 0.05일 때의 결과만 제시하였다. ICC가 0.10일 때의 결과는 [그림 부록 4-2]에 제시하였다.

반면, ‘간접효과2’는 매개변수의 집단 간 효과가 집단 내 효과보다 큰 유형으로 맥락효과를 갖는 변수를 매개한다. 따라서 ICC, 집단의 수, 집단 크기가 감소할수록 ‘간접효과2’의 상대적 편의는 증가하였고, 과대 추정되었다. 직접효과 역시 ICC, 집단의 수, 집단 크기가 감소함에 따라 상대적 편의는 증가하였다. 또한, 직접효과는 ‘간접효과2’가 편이된 방향의 반대 방향으로 편이 되어, 과소 추정되는 모습을 보였다.

이러한 결과는 먼저, 한 매개변수의 맥락효과 여부는 그 변수를 매개하는 간접효과 추정치의 정확성에 영향을 줄 뿐, 다른 매개변수를 매개하는 간접효과 추정치의 정확성에 영향을 주지 않음을 보여준다. 즉, ‘간접효과1’은 맥락효과가 존재하지 않는 변수를 매개하기 때문에 ‘간접효과2’가 매개하는 변수의 맥락효과의 조건과 관련 없이 전반적으로 정확하게 추정되었다. 또한, 직접효과는 간접효과가 편이된 방향에 영향을 받아 간접효과가 편이된 방향의 반대 방향으로 편이됨을 보여준다.

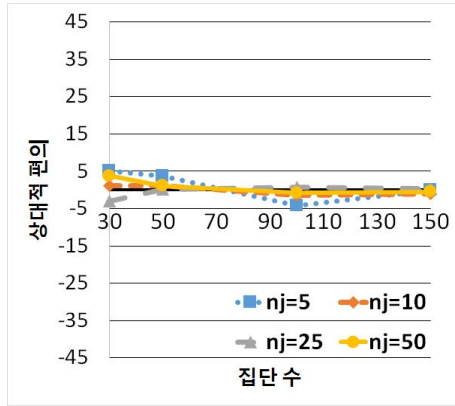
<표 V-2> 자료 조건에 따른 직·간접효과의 상대적 편의(맥락효과1)

ICC	집단 수	집단 크기	$b_{w1} = 0.39, b_{w2} = 0.59$			$b_{w1} = 0.39, b_{w2} = 0.14$		
			간접효과1	간접효과2	직접효과	간접효과1	간접효과2	직접효과
0.05	30	5	4.865	22.748	-30.357	-2.696	-31.032	38.357
		10	2.498	-1.709	-2.214	7.429	-5.983	-2.000
		25	.657	-14.727	15.071	.329	8.218	-9.500
		50	-5.194	-9.993	15.714	-4.405	6.114	-.643
	50	5	1.052	22.288	-25.500	-6.180	-14.859	22.214
		10	-1.709	-3.682	5.357	8.021	5.260	-14.143
		25	-1.183	-10.848	13.143	1.315	8.021	-11.286
		50	.131	-.394	.000	-.920	2.170	-1.857
	100	5	12.032	7.101	-22.214	7.495	-6.312	-1.643
		10	-2.893	-13.609	18.357	-4.076	13.412	-10.429
		25	-1.644	-.920	3.143	2.170	3.090	-5.643
		50	.657	-.986	.500	.657	-1.381	.714
	150	5	5.325	1.052	-7.357	-1.052	-.329	2.286
		10	1.709	-5.062	4.000	-1.578	9.730	-9.071
		25	-.394	-3.156	3.929	.657	4.076	-5.000
		50	.329	.066	.071	.657	2.893	-4.000

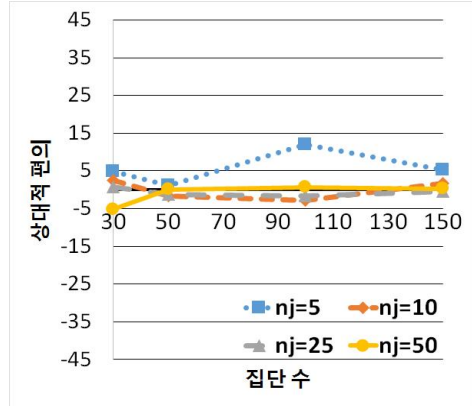
0.10	30	5	-6.312	-2.630	9.857	-7.429	-1.446	10.857
		10	3.879	-12.886	9.000	6.903	8.810	-15.286
		25	.000	-4.865	5.500	.131	11.703	-12.214
		50	-.197	-3.682	5.143	.986	.329	-1.357
	50	5	-6.312	4.734	3.000	-1.972	12.163	-11.429
		10	-1.841	-5.720	7.071	-.066	10.717	-11.286
		25	-.131	-.066	1.214	.460	2.827	-3.286
		50	-2.367	.526	2.500	1.118	-.855	.571
	100	5	2.630	-5.720	4.000	-.657	15.582	-16.214
		10	1.118	-4.142	3.000	1.118	3.156	-4.429
		25	.000	-3.024	3.857	.066	2.564	-2.429
		50	.592	-1.118	1.500	-.131	-.460	.500
	150	5	2.498	-8.810	8.000	.920	9.402	-10.643
		10	1.512	-.592	-.929	1.841	3.419	-4.071
		25	-.460	-.394	1.357	.920	1.118	-2.714
		50	.592	-.855	.500	.460	.263	-.571
0.20	30	5	5.062	-13.478	12.286	2.827	4.536	-7.857
		10	1.052	-5.851	5.500	.263	1.512	.786
		25	-2.959	-3.287	5.857	-.526	6.180	-5.929
		50	3.748	-3.813	-.143	.789	-2.170	2.857
	50	5	3.748	-9.599	3.929	1.512	9.993	-12.786
		10	1.052	2.170	-6.214	-2.630	4.274	-1.357
		25	.066	-1.381	4.357	-.723	-.329	.286
		50	1.118	-.986	-1.143	.066	-1.118	.000
	100	5	-4.208	-3.090	7.786	.263	3.353	-4.857
		10	-1.446	-.657	1.857	-.197	.131	.643
		25	.723	.066	-1.643	.131	.526	-.643
		50	-.789	.657	.214	-.197	1.118	-1.429
	150	5	-.131	-.657	.929	1.709	5.523	-7.786
		10	-1.118	-1.907	2.857	.394	.789	-1.500
		25	.329	-.789	-.571	-1.249	1.972	-.143
		50	-.460	.131	.643	.657	.592	-.286

주. 값의 단위는 %이며, bold로 처리된 값은 상대적 편의가 $\pm 5\%$ 범위 내에 속하는 것을 의미함.

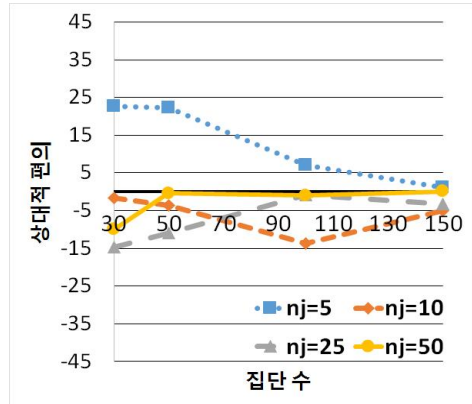
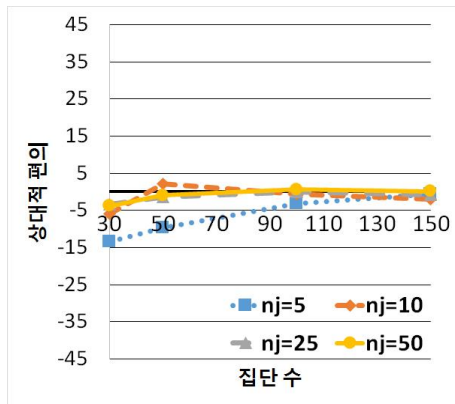
ICC=0.20
간접 효과1



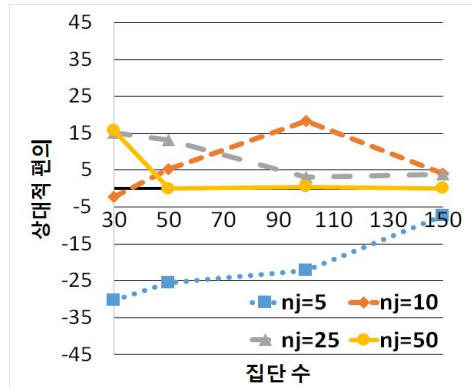
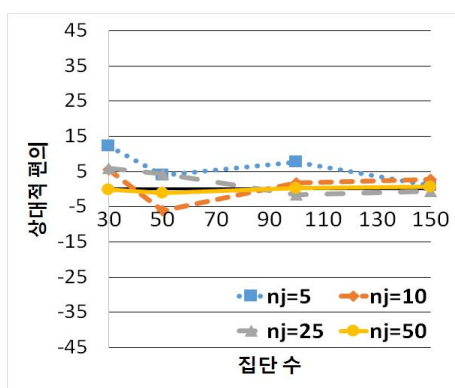
ICC=0.05



간접 효과2



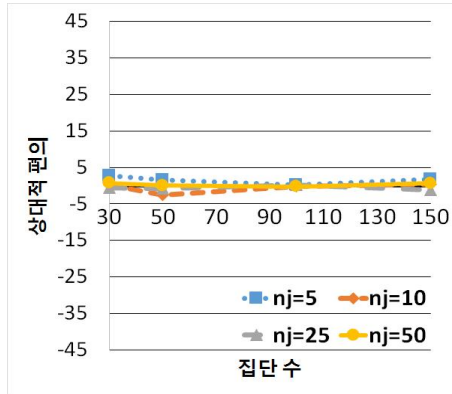
직접 효과



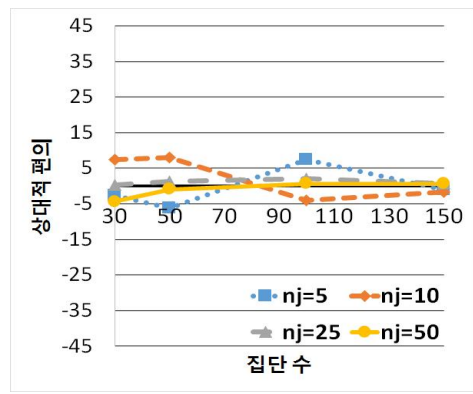
[그림 V-3] 자료 조건에 따른 직·간접 효과의 상대적 편의
($b_{W1} = 0.39$, $b_{W2} = 0.59$)

ICC=0.20

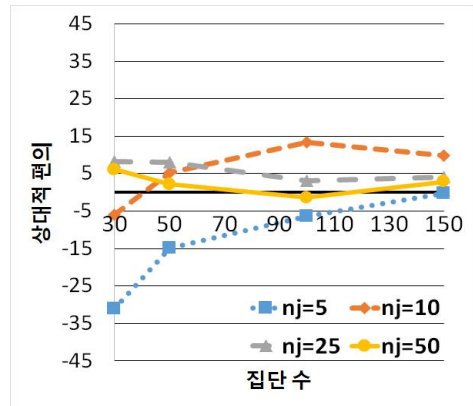
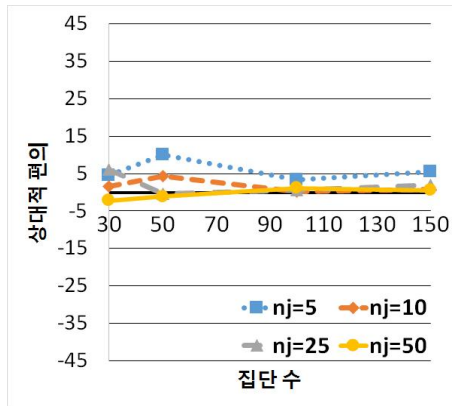
간접 효과1



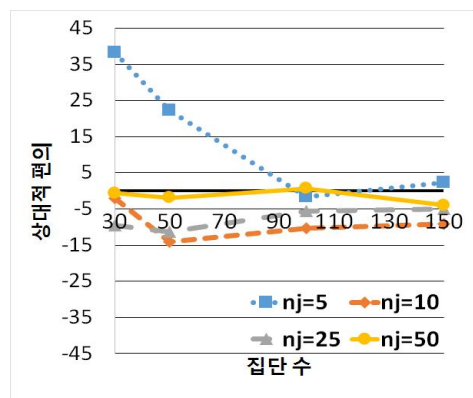
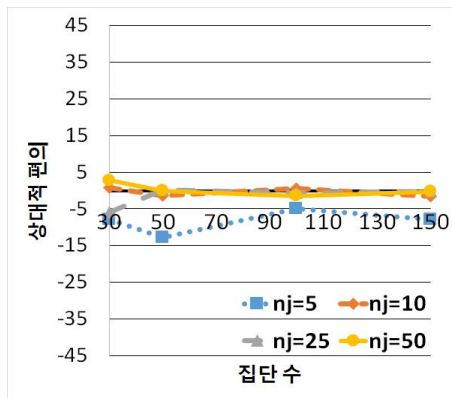
ICC=0.05



간접 효과2



직접 효과



[그림 V-4] 자료 조건에 따른 직·간접 효과의 상대적 편의
($b_{W1} = 0.39$, $b_{W2} = 0.14$)

(3) 두 매개변수의 맥락효과가 모두 존재하는 경우

두 매개변수가 모두 맥락효과를 갖고 있는 경우는 3가지가 있다. 첫 번째 경우($b_{w1} = 0.59$, $b_{w2} = 0.59$)와 두 번째 경우($b_{w1} = 0.14$, $b_{w2} = 0.14$)는 두 매개변수의 집단 내 효과가 모두 집단 간 효과보다 크거나 작은 경우로, 맥락효과가 동일한 방향으로 나타나는 경우에 해당한다. 세 번째 경우($b_{w1} = 0.14$, $b_{w2} = 0.59$)는 두 매개변수는 모두 맥락효과를 갖고 있는데, 이때 맥락효과는 서로 다른 방향으로 나타나는 경우에 해당한다. 즉, 한 매개변수는 집단 간 효과가 더 큰 유형으로, 다른 매개변수는 집단 내 효과가 더 큰 유형으로 맥락효과를 갖는 경우를 의미한다. 경우에 따라 순차적으로 살펴보면 다음과 같다.

먼저, 두 매개변수의 맥락효과가 동일한 방향으로 나타날 때의 결과는 <표 V-3>과 [그림 V-5], [그림 V-6]³⁵⁾과 같다. 첫 번째 경우를 살펴보면, ‘간접효과1’과 ‘간접효과2’는 모두 집단 내 효과가 더 큰 변수를 매개하기 때문에, ICC, 집단의 수, 집단 크기가 감소할수록 상대적 편의는 증가하였고, 과소 추정되었다. 이때, 직접효과는 두 간접효과와 반대 방향으로 편이 되어 과소 추정되었으며, 편이된 정도는 두 간접효과가 편이된 크기의 합과 유사하였다.

두 번째 경우를 살펴보면, ‘간접효과1’과 ‘간접효과2’는 모두 집단 간 효과가 더 큰 변수를 매개한다. 따라서 ICC, 집단의 수, 집단 크기가 감소할수록 두 간접효과의 상대적 편의는 증가하였고, 이때 과대 추정되는 모습을 보였다. 직접효과는 두 간접효과와 반대로 과대 추정되었고, 편이된 정도는 두 간접효과가 각각 편이된 정도보다 크게 나타났다.

마지막으로, 세 번째 경우의 결과는 <표 V-4>와 [그림 V-7]³⁶⁾과 같다. 이때, ‘간접효과1’은 집단 간 효과가 집단 내 효과보다 더 큰 변수를 매개하기 때문에 과소 추정되었다. ‘간접효과2’는 집단 간 효과가 더 작

35) [그림 V-5]와 [그림 V-6]에서는 ICC가 0.20, 0.05일 때의 결과만 제시하였다. ICC가 0.10일 때의 결과는 [그림 부록 4-3]에 제시하였다.

36) [그림 V-7]에서는 ICC가 0.20, 0.05일 때의 결과만 제시하였다. ICC가 0.10일 때의 결과는 [그림 부록 4-1]에 제시하였다.

은 변수를 매개하므로, 일반적으로 과소 추정되는 모습을 보였다. 다만, ICC가 0.05로 감소한 경우에는 과대 추정되는 모습을 보였다. 이때, 직접 효과는 두 간접효과의 편의에 종합적으로 영향을 받아 편이 되었다. 즉, ICC가 0.10 이상일 때, ‘간접효과1’은 과대 추정되고, ‘간접효과2’는 과소 추정되었다. 따라서 반대 방향으로 편이된 두 간접효과의 최종적인 편의에 영향을 받아, 직접효과의 상대적 편의는 일반적으로 ± 5 내의 값을 가져 일반적으로 정확하게 추정되는 모습을 보였다. ICC가 0.05인 경우에는 두 간접효과가 모두 과대 추정되어, 직접효과는 두 간접효과가 편이된 방향과 반대로 과소 추정되었으며, 이때의 편이의 크기는 두 간접효과가 편이된 크기의 합과 유사하였다.

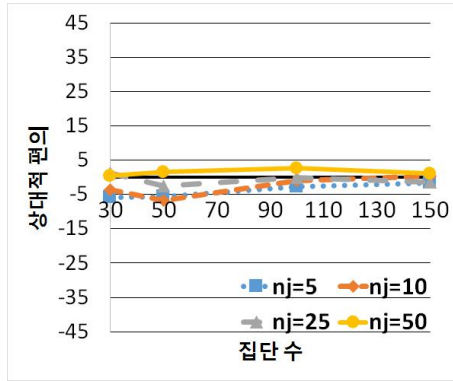
<표 V-3> 자료 조건에 따른 직·간접효과의 상대적 편의(맥락효과2-동일방향)

ICC	집단 수	집단 크기	$b_{W1} = 0.59, b_{W2} = 0.59$			$b_{W1} = 0.14, b_{W2} = 0.14$		
			간접효과1	간접효과2	직접효과	간접효과1	간접효과2	직접효과
0.05	30	5	22.682	14.793	-41.429	-20.644	-12.886	36.500
		10	-2.498	7.561	-4.214	1.249	5.062	-5.929
		25	-8.876	-19.001	29.714	3.945	16.634	-22.857
		50	-2.827	-1.249	4.714	4.734	2.564	-6.929
	50	5	19.329	2.564	-24.071	-10.651	-13.215	25.643
		10	-5.588	-13.675	21.571	-4.076	12.886	-8.643
		25	-5.194	-5.128	10.857	11.440	9.599	-22.857
		50	-3.550	-4.865	8.714	2.761	2.433	-5.857
	100	5	-2.761	.723	.857	-5.851	2.564	4.571
		10	-10.782	-6.772	18.786	19.264	13.544	-36.643
		25	-3.616	-1.315	5.071	3.550	.460	-4.214
		50	-.723	-.855	2.000	2.038	.920	-3.571
	150	5	-5.786	5.194	1.643	4.011	15.187	-20.286
		10	-4.142	-5.523	10.143	6.049	12.295	-19.571
		25	-3.419	-2.893	6.643	-1.118	2.235	-.571
		50	-.592	.460	.143	1.907	.000	-1.714
0.10	30	5	1.118	-.789	1.143	9.993	14.596	-25.286
		10	-14.201	-15.516	31.143	4.668	7.955	-11.286
		25	-7.364	1.578	4.071	3.945	3.550	-7.000

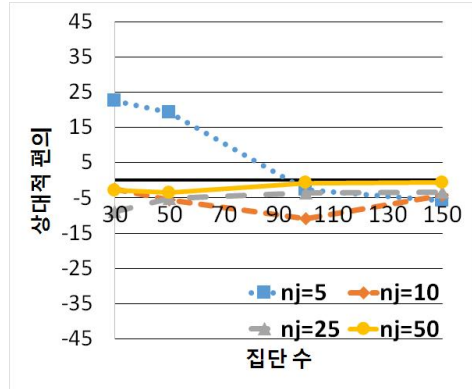
0.20	50	50	-1.709	-3.682	5.786	1.315	5.062	-5.500
		5	-3.682	-10.980	16.714	9.730	16.765	-28.429
		10	-9.402	-3.616	14.143	5.325	8.153	-15.500
		25	-1.249	-5.851	10.286	.592	2.630	-2.929
		50	-1.052	-.526	2.143	-.855	-.394	.214
	100	5	-14.596	-4.405	20.214	10.980	8.087	-20.929
		10	-.657	-5.654	6.500	5.325	4.011	-9.714
		25	-.789	-1.315	1.857	.460	1.578	-1.857
		50	.000	.329	-.214	1.907	-.329	-2.000
	150	5	-5.983	-7.166	16.143	8.218	8.679	-16.286
		10	-3.287	-4.602	9.000	2.564	3.287	-6.643
		25	.263	-.394	.286	-.131	.920	-.071
		50	-2.761	-.197	3.214	.592	.920	-.857
	30	5	-5.786	-7.627	14.143	11.506	13.807	-25.214
		10	-3.616	-4.931	7.286	9.336	7.035	-17.929
		25	1.315	-3.550	.857	4.602	1.249	-6.643
		50	.460	.000	1.000	2.367	.329	-.286
	50	5	-5.523	-2.696	13.571	9.073	4.471	-14.143
		10	-6.838	-1.315	8.571	1.841	.329	-3.000
		25	-2.433	-1.512	3.714	.066	1.578	-2.286
		50	1.512	-1.907	-.714	-.131	1.775	-1.071
	100	5	-2.696	-.723	3.429	5.588	3.222	-9.571
		10	-.986	-1.578	2.000	-.066	2.367	-.857
		25	.000	-1.709	2.429	.723	1.183	-1.786
		50	2.630	-.263	-4.071	.197	1.052	-2.500
	150	5	-1.644	-2.827	6.000	1.972	-.197	-2.643
		10	.394	.526	.000	.920	1.841	-2.071
		25	-1.315	-1.446	3.071	.394	-.723	1.571
		50	1.052	-.526	1.357	-.526	.066	-.071

주. 값의 단위는 %이며, bold로 처리된 값은 상대적 편의가 $\pm 5\%$ 범위 내에 속하는 것을 의미함.

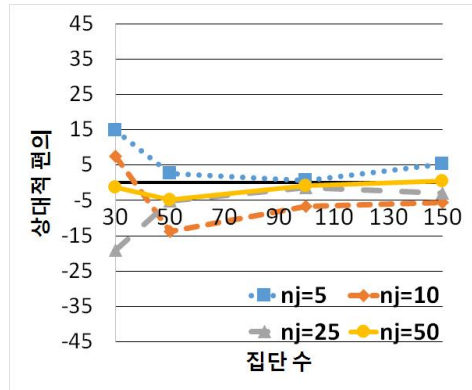
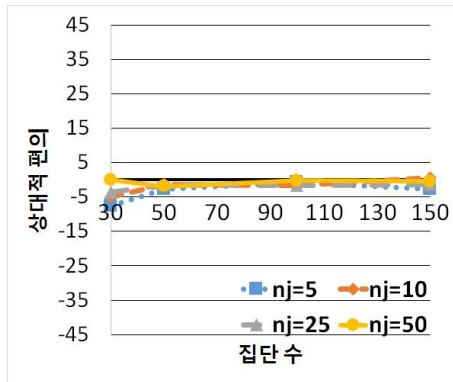
ICC=0.20
간접 효과1



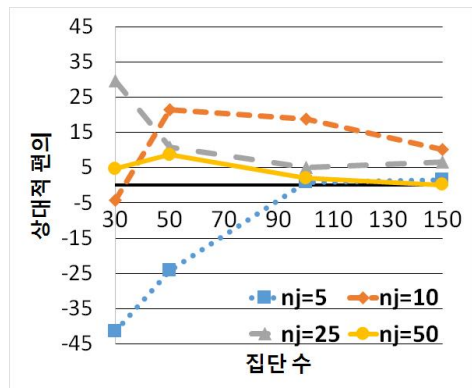
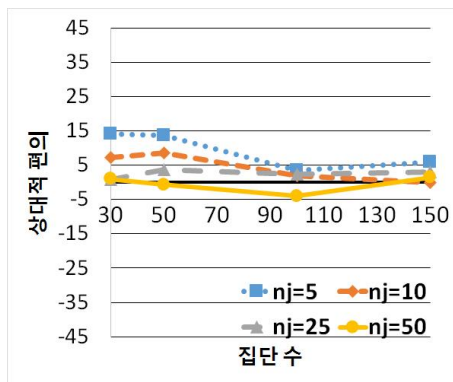
ICC=0.05



간접 효과2



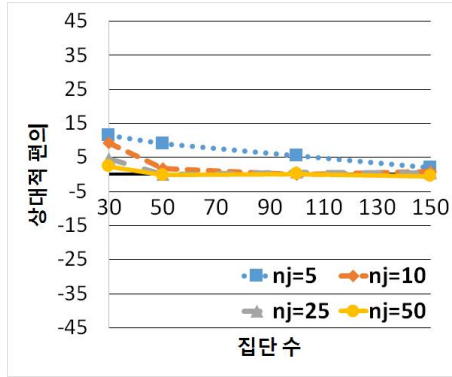
직접 효과



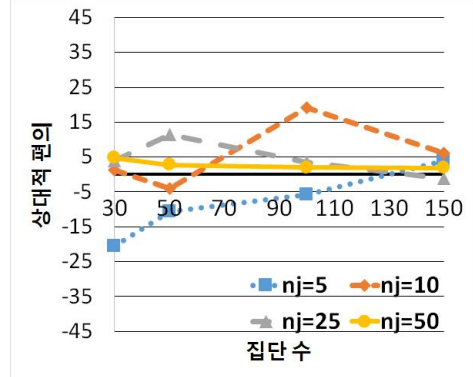
[그림 V-5] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 상대적 편의
($b_{W1} = 0.59$, $b_{W2} = 0.59$)

ICC=0.20

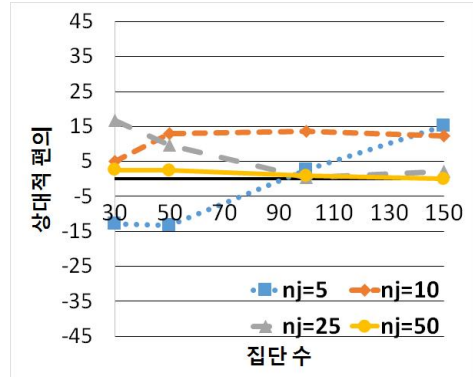
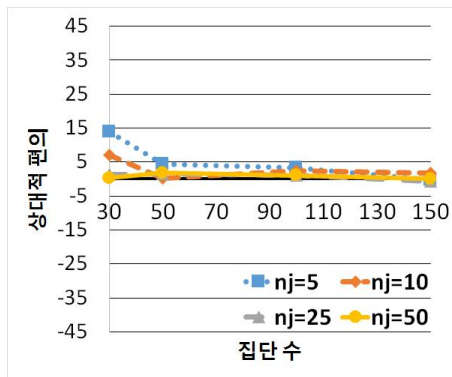
간접 효과1



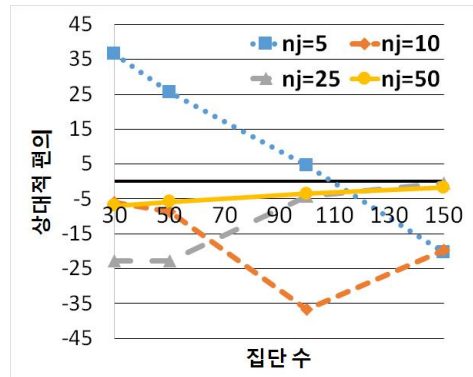
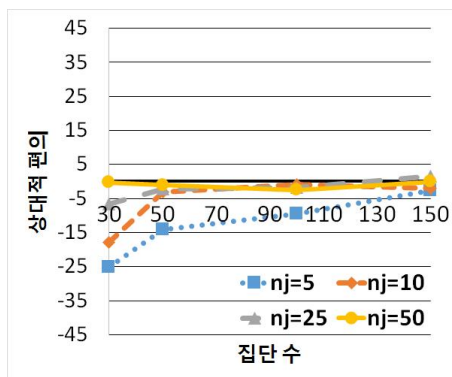
ICC=0.05



간접 효과2



직접 효과



[그림 V-6] 자료 조건에 따른 직·간접 효과의 상대적 편의

$$(b_{w1} = 0.14, b_{w2} = 0.14)$$

이러한 결과는 먼저, 간접효과는 자신이 매개하는 매개변수의 맥락효과
 과의 유형에 따라 편의 되는 방향이 결정됨을 보여준다. 즉, 세 번째 경
 우를 통하여 ‘간접효과1’과 ‘간접효과2’는 자신이 매개하는 변수의 맥락효
 과의 유형에 따라 특정 방향으로 편의 되는 모습을 보였다. 한편, 직접효
 과는 두 간접효과가 편의 되는 방향 및 정도에 종합적으로 영향을 받아,
 총 효과가 정확하게 추정되도록 두 간접효과가 최종적으로 편의된 방향
 의 반대 방향으로 편의됨을 보여준다. 즉, 두 간접효과가 동일한 방향으
 로 편의 되는 경우에 직접효과는 간접효과와 반대 방향으로 편의 되었
 고, 이때의 편의의 크기는 두 간접효과의 합과 유사한 정도로 나타났다.
 또한, 두 간접효과가 반대 방향으로 편의 되는 경우에는 두 간접효과의
 편의가 상쇄되어 직접효과가 일반적으로 정확하게 추정되는 모습을 보였
 다.

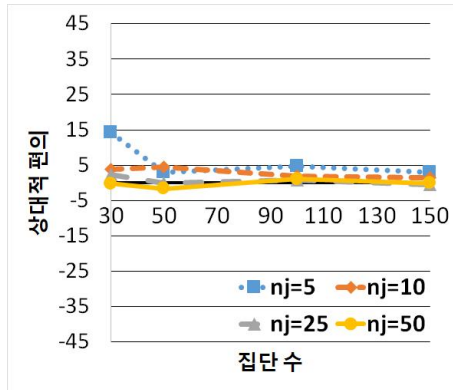
<표 V-4> 자료 조건에 따른 직·간접효과의 상대적 편의(맥락효과2-반대방향)

ICC	집단 수	집단 크기	$b_{w1} = 0.14, b_{w2} = 0.59$		
			간접효과1	간접효과2	직접효과
0.05	30	5	-22.617	-1.578	26.857
		10	7.955	3.879	-13.786
		25	4.799	9.533	-15.071
		50	.855	.066	-1.429
	50	5	-13.938	-2.301	15.929
		10	1.249	-.066	-1.500
		25	6.114	2.235	-9.000
		50	7.232	2.564	-11.357
	100	5	-9.204	-3.156	14.143
		10	12.952	2.498	-16.143
		25	1.249	.066	-1.214
		50	1.578	1.381	-3.143
	150	5	3.090	-2.433	-.643
		10	7.890	.526	-9.571
		25	4.339	-.329	-3.929
		50	.855	.789	-2.071

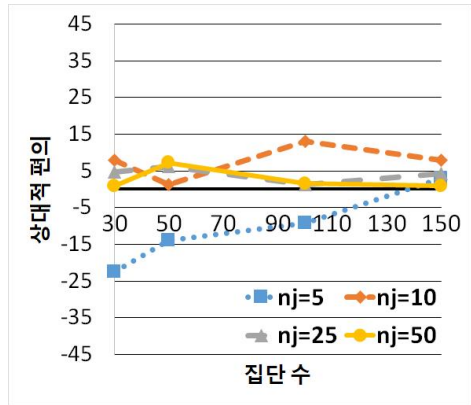
0.10	30	5	-.526	-8.284	11.857
		10	10.585	-13.215	2.714
		25	7.890	-5.917	-2.714
		50	1.907	-2.367	.786
	50	5	12.360	-12.558	1.929
		10	7.627	-3.748	-3.000
		25	3.682	1.183	-7.071
		50	1.841	-.986	-1.929
	100	5	9.073	-7.166	-2.214
		10	4.142	-.855	-3.214
		25	-.066	-.789	1.500
		50	-.329	-1.644	2.214
	150	5	6.575	-5.391	.000
		10	2.827	-1.709	-1.500
		25	-.657	.131	.429
		50	.789	-.263	-.786
0.20	30	5	14.333	-12.426	.000
		10	3.748	-1.183	-4.214
		25	2.235	-.789	-1.286
		50	-.197	-2.235	1.857
	50	5	2.893	-1.907	-3.500
		10	4.536	-1.644	-4.000
		25	.000	.197	.786
		50	-1.578	.723	1.929
	100	5	4.734	-.131	-5.071
		10	1.972	-1.709	-.571
		25	.920	.460	-1.214
		50	1.118	.329	.143
	150	5	2.959	-.657	-3.714
		10	1.512	-1.644	-1.071
		25	-.394	.789	-.143
		50	-.131	-.855	.500

주. 값의 단위는 %이며, bold로 처리된 값은 상대적 편의가 $\pm 5\%$ 범위 내에 속하는 것을 의미함.

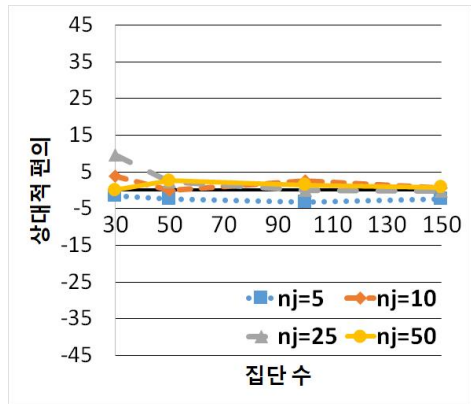
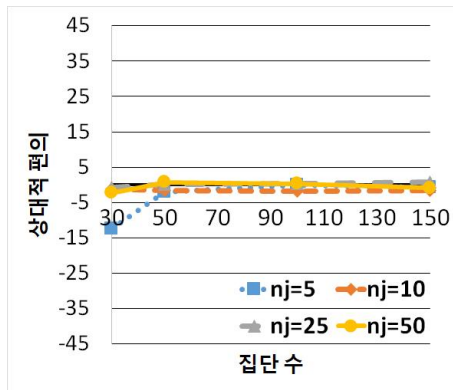
ICC=0.20
간접 효과1



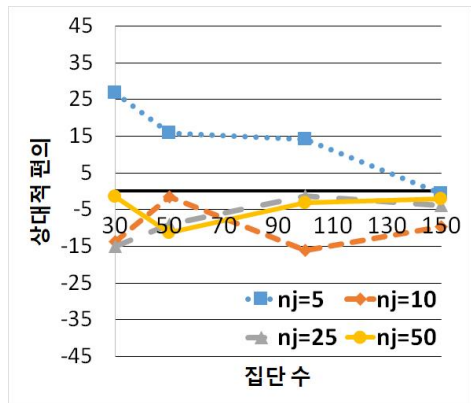
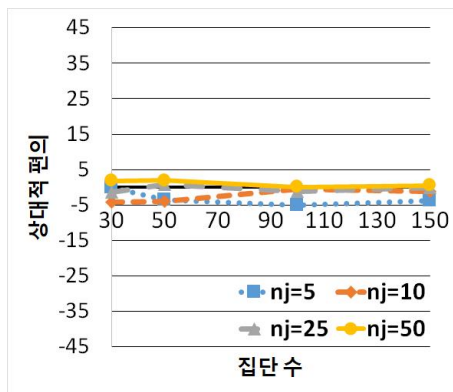
ICC=0.05



간접 효과2



직접 효과



[그림 V-7] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 상대적 편의
($b_{W1} = 0.14$, $b_{W2} = 0.59$)

나. 직·간접효과의 효율성 분석

이 절에서는 자료의 조건에 따라 두 개의 간접효과와 직접효과의 효율성을 살펴보았다. 이를 위하여 두 매개변수의 맥락효과의 조건(두 매개변수의 맥락효과가 모두 존재하지 않거나 반대 방향으로 존재하는 경우, 한 매개변수의 맥락효과만 존재하는 경우, 두 매개변수가 동일한 방향으로 맥락효과를 갖는 경우)을 나누어 평균제곱오차의 분석 결과를 <표 V-5> ~ <표 V-7>과 [그림 V-8] ~ [그림 V-13]³⁷⁾과 같이 제시하였다.

분석 결과, 두 간접효과와 직접효과는 두 매개변수의 맥락효과 유형과 관련 없이 유사한 모습을 나타냈다. 두 간접효과와 직접효과의 평균제곱오차는 ICC에 의해 주요한 영향을 받았다. 또한, 집단 크기, 집단의 수가

<표 V-5> 자료 조건에 따른 직·간접효과의 평균제곱오차
(맥락효과가 모두 존재하지 않거나 반대 방향으로 맥락효과가 존재하는 경우)

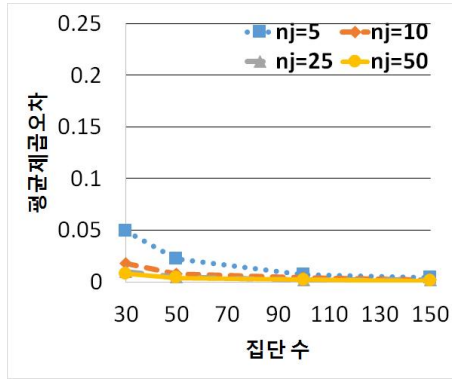
ICC	집단 수	집단 크기	$b_{w1} = 0.39, b_{w2} = 0.39$			$b_{w1} = 0.14, b_{w2} = 0.59$		
			간접효과1	간접효과2	직접효과	간접효과1	간접효과2	직접효과
0.05	30	5	.098	.116	.226	.106	.108	.206
		10	.092	.083	.175	.091	.094	.191
		25	.040	.044	.083	.039	.049	.082
		50	.015	.015	.029	.017	.015	.034
	50	5	.084	.100	.189	.076	.083	.160
		10	.071	.058	.128	.076	.062	.141
		25	.016	.017	.033	.019	.018	.037
		50	.007	.007	.015	.007	.008	.016
	100	5	.064	.067	.129	.072	.068	.135
		10	.022	.028	.049	.042	.032	.074
		25	.006	.006	.014	.006	.006	.012
		50	.003	.003	.006	.003	.003	.007
	150	5	.076	.043	.117	.080	.074	.152

37) [그림 V-8] ~ [그림 V-13]에서는 ICC가 0.20, 0.05일 때의 결과만 제시하였다. ICC가 0.10일 때의 결과는 [그림 부록 4-4] ~ [그림 부록 4-6]에 제시하였다.

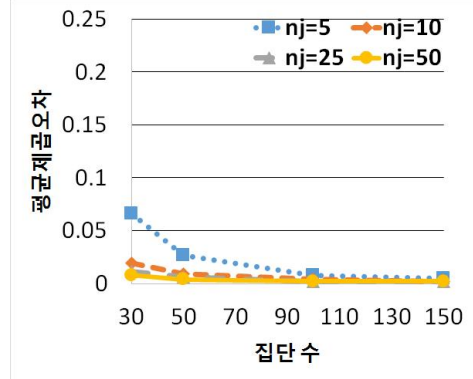
0.10		10	.028	.017	.043	.016	.018	.035
		25	.004	.003	.007	.004	.004	.007
		50	.002	.002	.004	.002	.002	.005
	30	5	.105	.108	.211	.147	.123	.285
		10	.114	.079	.188	.056	.064	.121
		25	.018	.020	.039	.019	.017	.037
	50	5	.067	.071	.137	.058	.132	.192
		10	.055	.021	.076	.021	.028	.049
		25	.008	.007	.016	.007	.007	.016
	100	5	.037	.030	.069	.121	.031	.152
		10	.008	.008	.016	.008	.008	.017
		25	.003	.003	.006	.003	.004	.007
0.20	30	5	.049	.053	.105	.066	.068	.134
		10	.018	.018	.041	.019	.021	.041
		25	.010	.011	.024	.011	.010	.023
	50	5	.022	.020	.042	.027	.019	.048
		10	.008	.007	.018	.009	.008	.019
		25	.005	.005	.012	.006	.005	.012
	100	5	.007	.007	.015	.008	.007	.017
		10	.004	.004	.009	.004	.004	.009
		25	.002	.002	.005	.002	.002	.006
	150	5	.004	.004	.009	.005	.005	.010
		10	.002	.002	.005	.002	.003	.005
		25	.002	.001	.004	.002	.002	.004
	5	.001	.001	.003	.002	.001	.003	

$$b_{w1} = 0.39, b_{w2} = 0.39$$

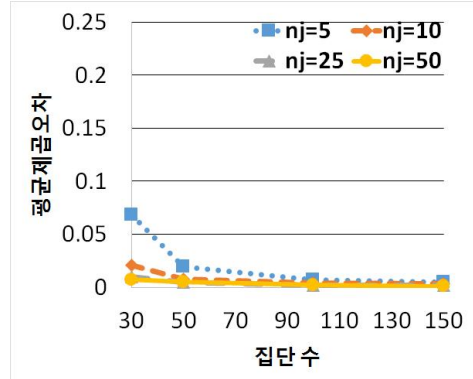
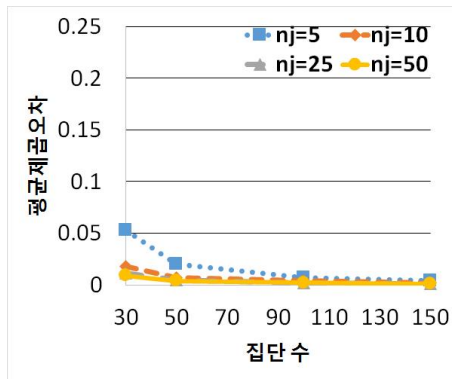
간접효과1



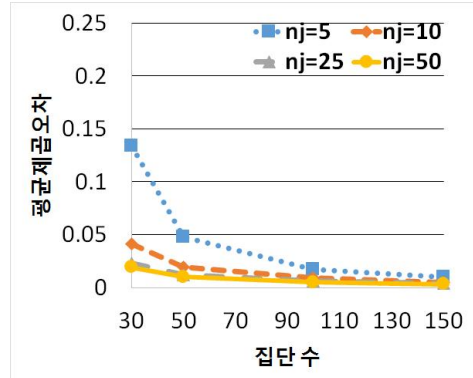
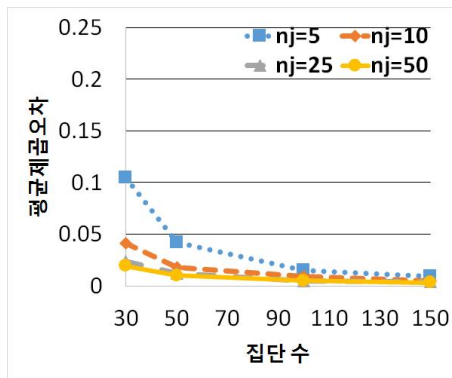
$$b_{w1} = 0.14, b_{w2} = 0.59$$



간접효과2



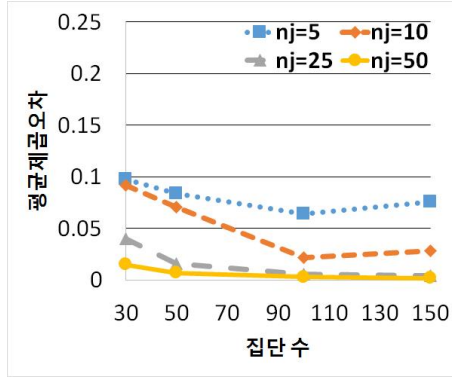
직접효과



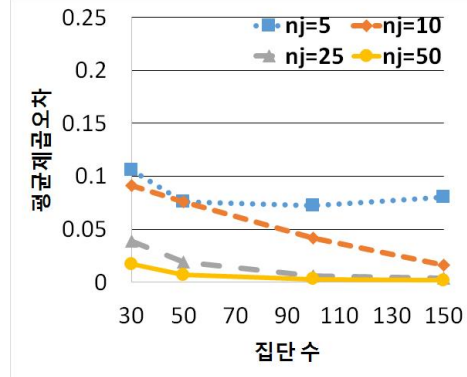
[그림 V-8] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 평균제곱오차(ICC=0.20) - 맥락효과가 모두 존재하지 않거나 반대 방향으로 맥락효과가 존재하는 경우

$$b_{w1} = 0.39, b_{w2} = 0.39$$

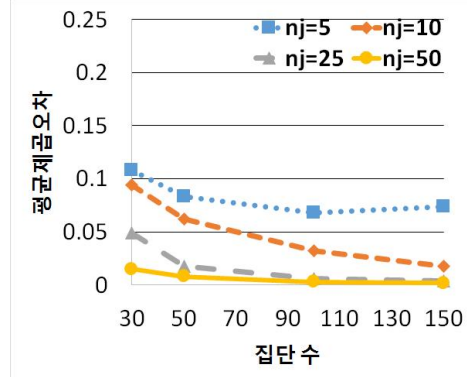
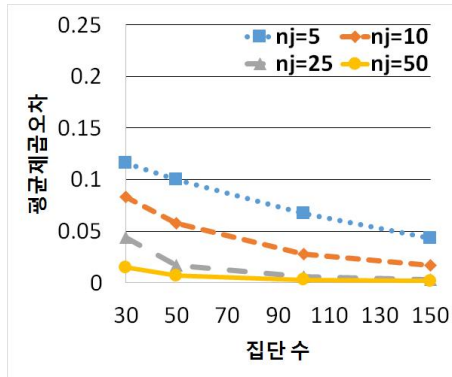
간접효과1



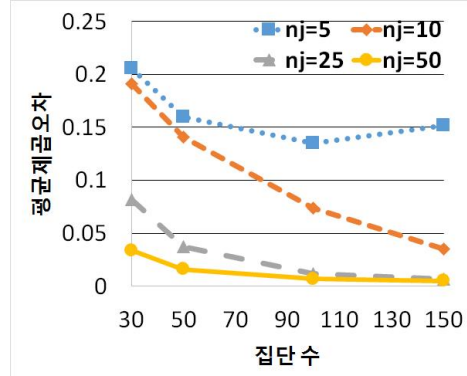
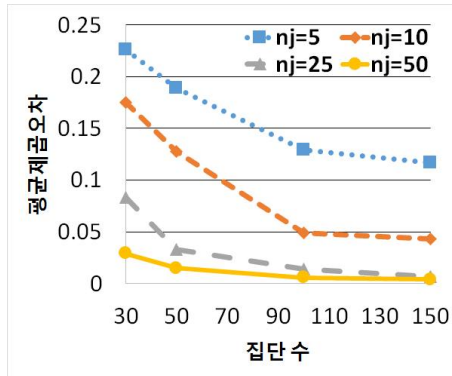
$$b_{w1} = 0.14, b_{w2} = 0.59$$



간접효과2



직접효과



[그림 V-9] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 평균제곱오차(ICC=0.05) - 맥락효과가 모두 존재하지 않거나 반대 방향으로 맥락효과가 존재하는 경우

증가할수록 두 간접효과와 직접효과의 평균제곱오차는 감소하는 모습을 보였다. 한편, 직접효과의 평균제곱오차는 두 간접효과의 평균제곱오차의 합과 유사한 값을 가졌다. 따라서 모든 조건에서 직접효과의 평균제곱오차는 각각의 간접효과의 평균제곱오차보다 크게 나타났다.

이러한 결과는 ICC, 집단의 수, 집단 크기가 클수록 두 간접효과와 직접효과가 일관적으로 추정되고 있음을 보여준다. 또한, 두 매개변수의 맥락효과 조건은 두 간접효과와 직접효과의 효율성에 영향을 주지 않음을 보여준다. 마지막으로, 직접효과는 간접효과보다 모든 조건에서 비일관적으로 추정되고 있음을 보여준다.

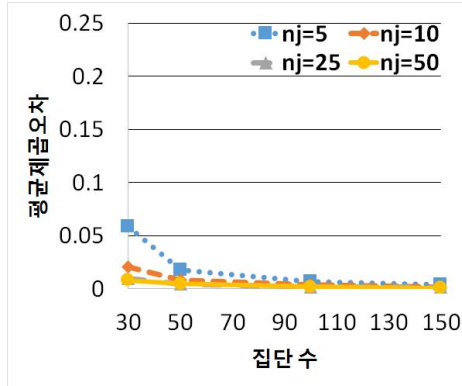
<표 V-6> 자료 조건에 따른 직·간접효과의 평균제곱오차
(한 매개변수만 맥락효과를 갖는 경우)

ICC	집단 수	집단 크기	$b_{w1} = 0.39, b_{w2} = 0.59$			$b_{w1} = 0.39, b_{w2} = 0.14$		
			간접효과1	간접효과2	직접효과	간접효과1	간접효과2	직접효과
0.05	30	5	.128	.119	.254	.121	.121	.261
		10	.090	.085	.172	.098	.080	.176
		25	.047	.047	.094	.048	.044	.094
		50	.016	.015	.032	.016	.019	.039
	50	5	.111	.080	.192	.091	.076	.165
		10	.068	.079	.146	.073	.073	.148
		25	.018	.019	.038	.017	.022	.040
		50	.007	.007	.015	.007	.008	.016
	100	5	.063	.068	.130	.056	.073	.128
		10	.031	.031	.061	.073	.026	.098
		25	.006	.006	.012	.007	.007	.013
		50	.003	.003	.007	.003	.004	.007
	150	5	.055	.053	.108	.071	.047	.120
		10	.017	.016	.033	.018	.017	.036
		25	.004	.004	.007	.004	.004	.008
		50	.002	.002	.004	.002	.002	.005
0.10	30	5	.178	.135	.319	.177	.118	.300
		10	.047	.092	.141	.060	.110	.176
		25	.020	.016	.037	.015	.017	.033

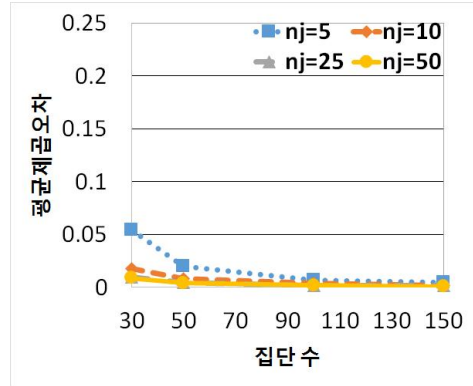
0.20	50	50	.010	.010	.021	.010	.010	.021
		5	.103	.075	.173	.067	.108	.177
		10	.051	.025	.077	.023	.027	.051
		25	.007	.008	.016	.007	.007	.015
	100	50	.006	.005	.011	.005	.006	.012
		5	.033	.024	.056	.034	.037	.072
		10	.007	.008	.015	.007	.008	.014
		25	.003	.003	.007	.003	.003	.007
	150	50	.002	.002	.005	.002	.002	.005
		5	.016	.017	.032	.016	.018	.035
		10	.005	.004	.009	.005	.005	.010
		25	.002	.002	.004	.002	.002	.004
	30	50	.002	.002	.003	.002	.002	.004
		5	.059	.051	.109	.054	.100	.156
		10	.021	.018	.043	.018	.022	.045
		25	.010	.010	.022	.010	.010	.024
	50	50	.008	.008	.019	.009	.008	.020
		5	.018	.022	.045	.020	.023	.046
		10	.008	.008	.017	.008	.010	.021
		25	.005	.006	.012	.005	.005	.012
	100	50	.005	.004	.010	.004	.005	.010
		5	.007	.007	.015	.007	.007	.015
		10	.004	.004	.008	.004	.004	.008
		25	.002	.002	.005	.002	.002	.006
	150	50	.002	.002	.005	.002	.002	.005
		5	.004	.005	.010	.005	.005	.010
		10	.002	.002	.005	.002	.003	.005
		25	.002	.002	.004	.002	.002	.004
	50	50	.001	.001	.003	.001	.001	.003

$$b_{w1} = 0.39, b_{w2} = 0.59$$

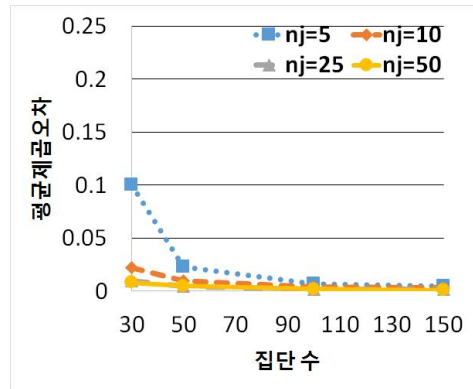
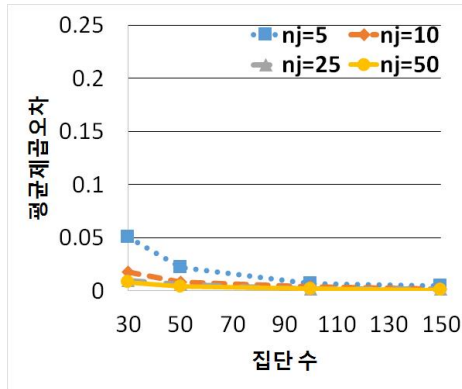
간접효과1



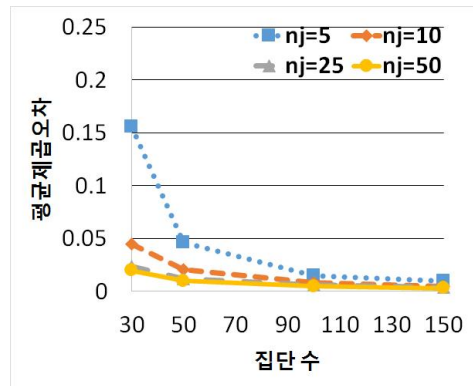
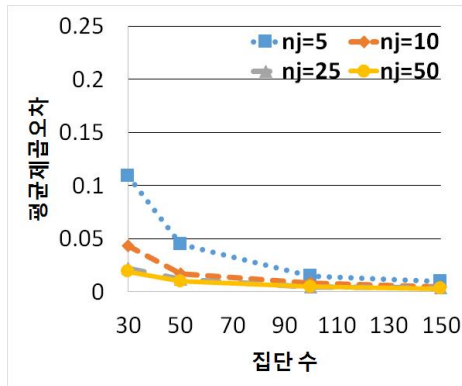
$$b_{w1} = 0.39, b_{w2} = 0.14$$



간접효과2



직접효과

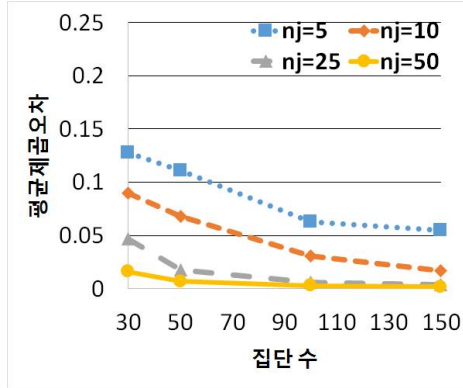


[그림 V-10] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 평균제곱오차(ICC=0.20)

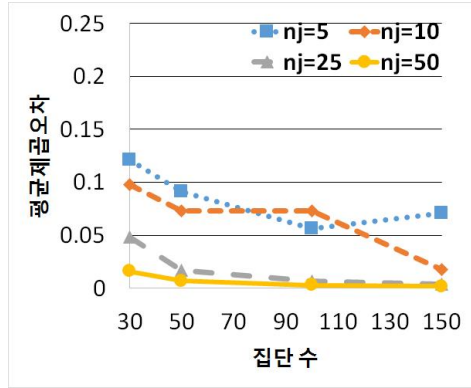
- 한 매개변수가 맥락효과를 갖고 있는 경우

$$b_{w1} = 0.39, b_{w2} = 0.59$$

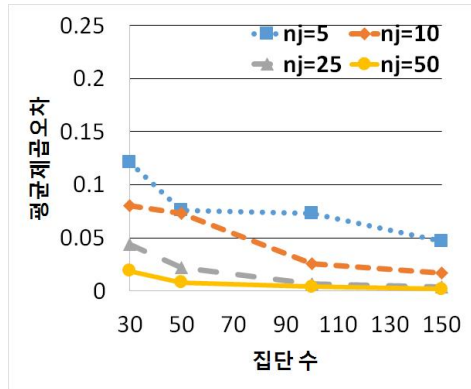
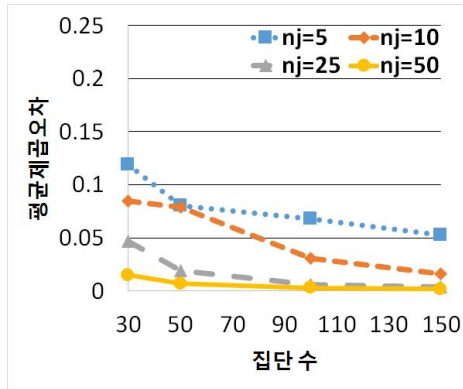
간접효과1



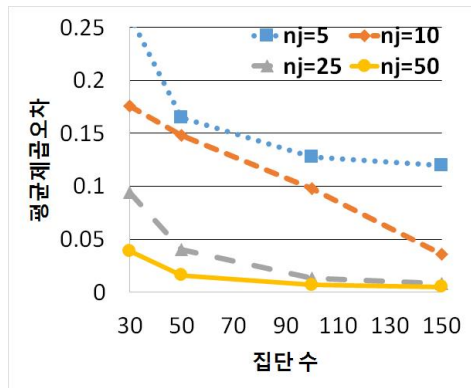
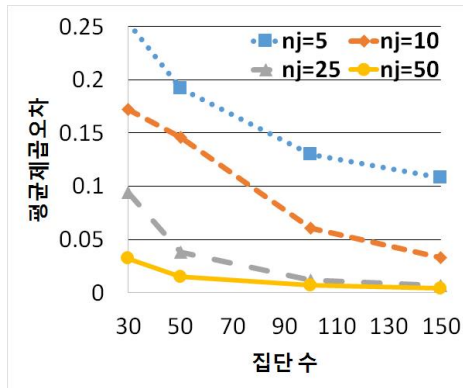
$$b_{w1} = 0.39, b_{w2} = 0.14$$



간접효과2



직접효과



[그림 V-11] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 평균제곱오차(ICC=0.05)

- 한 매개변수가 맥락효과를 갖고 있는 경우

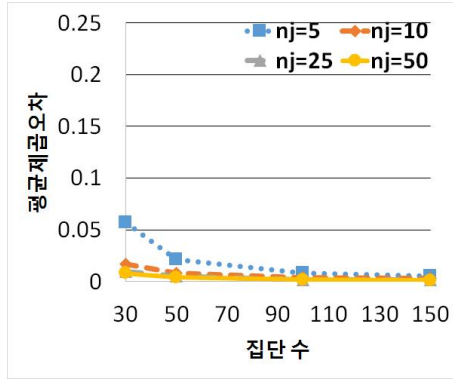
<표 V-7> 자료 조건에 따른 직·간접효과의 평균제곱오차
(두 매개변수가 동일한 방향으로 맥락효과를 갖고 있는 경우)

ICC	집단 수	집단 크기	$b_{w1} = 0.59, b_{w2} = 0.59$			$b_{w1} = 0.14, b_{w2} = 0.14$		
			간접효과1	간접효과2	직접효과	간접효과1	간접효과2	직접효과
0.05	30	5	.112	.117	.228	.135	.139	.282
		10	.097	.090	.183	.087	.140	.223
		25	.040	.044	.087	.052	.048	.100
		50	.018	.018	.034	.017	.018	.035
	50	5	.084	.095	.173	.072	.078	.148
		10	.143	.100	.237	.055	.133	.181
		25	.018	.017	.036	.018	.015	.034
		50	.008	.007	.015	.010	.008	.018
	100	5	.079	.062	.140	.073	.070	.143
		10	.033	.033	.065	.051	.041	.090
		25	.006	.006	.012	.006	.006	.012
		50	.003	.003	.006	.003	.003	.007
	150	5	.060	.068	.133	.084	.082	.161
		10	.016	.015	.032	.027	.045	.073
		25	.004	.004	.008	.004	.004	.008
		50	.002	.002	.004	.002	.002	.004
0.10	30	5	.102	.143	.258	.107	.116	.231
		10	.062	.045	.105	.051	.056	.099
		25	.018	.018	.038	.019	.017	.038
		50	.010	.010	.021	.010	.011	.021
	50	5	.065	.071	.138	.082	.067	.149
		10	.051	.026	.080	.024	.024	.051
		25	.009	.008	.018	.008	.008	.018
		50	.005	.005	.011	.005	.005	.011
	100	5	.045	.030	.077	.033	.030	.065
		10	.007	.008	.017	.009	.008	.018
		25	.003	.003	.007	.003	.003	.007
		50	.002	.003	.005	.002	.003	.005
	150	5	.015	.016	.032	.014	.015	.031
		10	.005	.005	.010	.005	.005	.010
		25	.002	.002	.004	.002	.002	.005

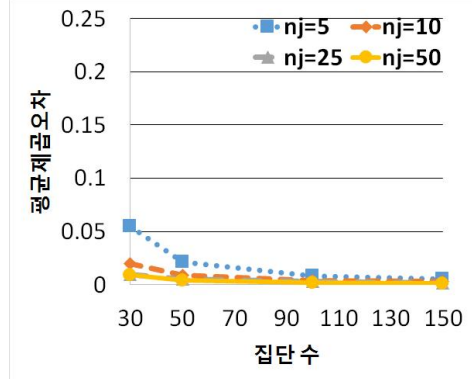
0.20	30	50	.002	.002	.004	.002	.002	.003
		5	.057	.056	.111	.055	.066	.126
		10	.017	.018	.038	.020	.019	.043
		25	.010	.011	.025	.010	.010	.023
		50	.008	.008	.018	.009	.008	.019
	50	5	.021	.020	.042	.021	.019	.044
		10	.008	.009	.019	.009	.009	.020
		25	.005	.005	.013	.005	.005	.012
		50	.004	.005	.010	.004	.004	.010
	100	5	.008	.007	.016	.008	.008	.018
		10	.004	.004	.009	.004	.004	.009
		25	.002	.002	.005	.003	.002	.006
		50	.002	.002	.005	.002	.002	.005
	150	5	.005	.004	.010	.005	.005	.010
		10	.003	.003	.005	.003	.003	.006
		25	.002	.002	.004	.002	.002	.004
		50	.001	.001	.003	.001	.001	.003

$$b_{w1} = 0.59, b_{w2} = 0.59$$

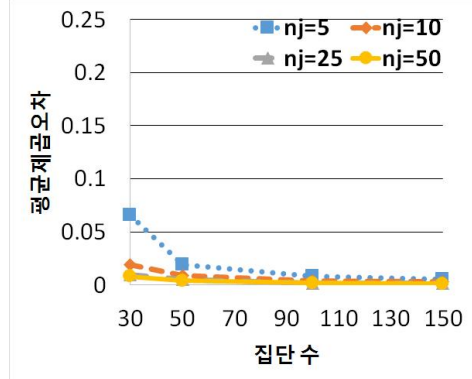
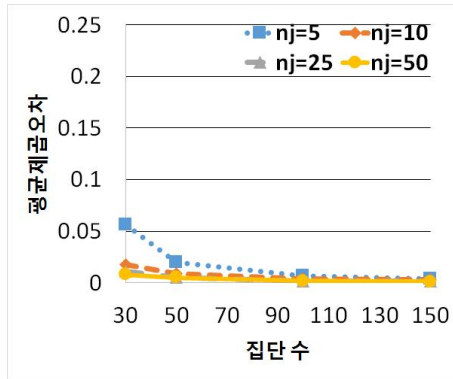
간접효과1



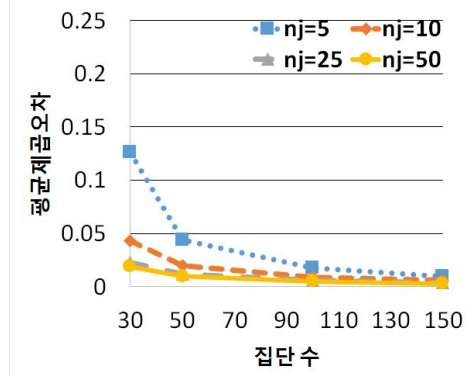
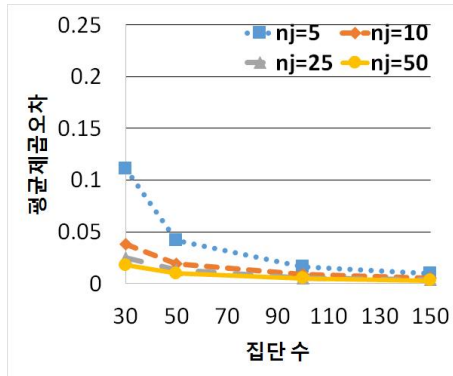
$$b_{w1} = 0.14, b_{w2} = 0.14$$



간접효과2



직접효과

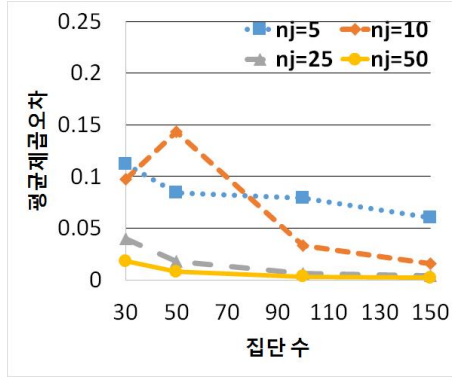


[그림 V-12] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 평균제곱오차(ICC=0.20)

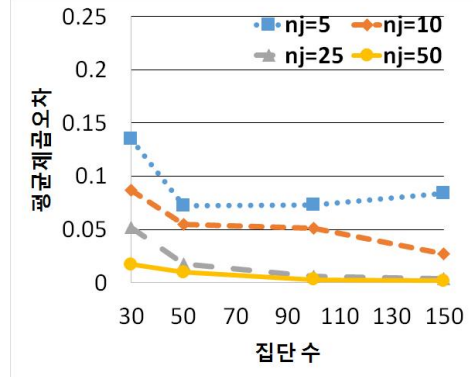
– 두 매개변수가 동일한 방향으로 맥락효과를 갖고 있는 경우

$$b_{w1} = 0.59, b_{w2} = 0.59$$

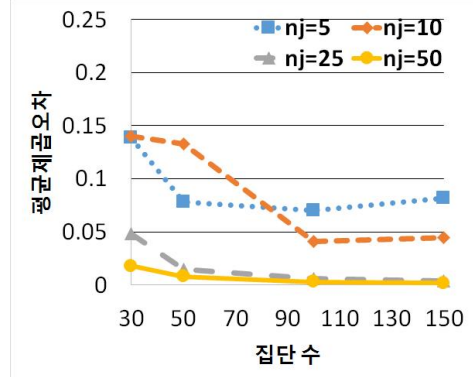
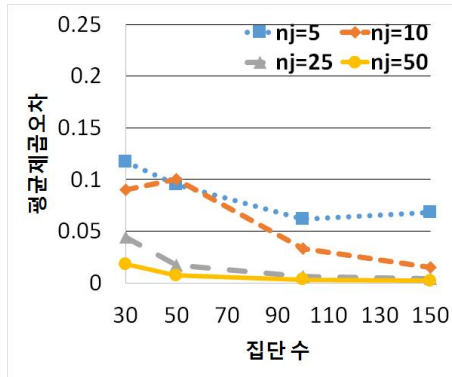
간접효과1



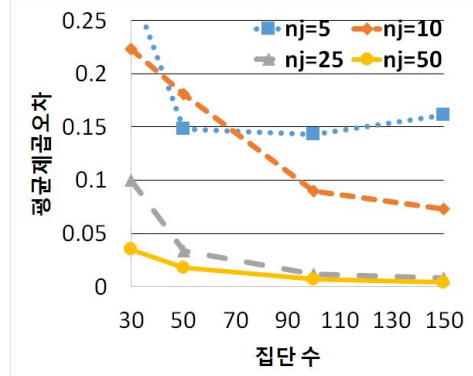
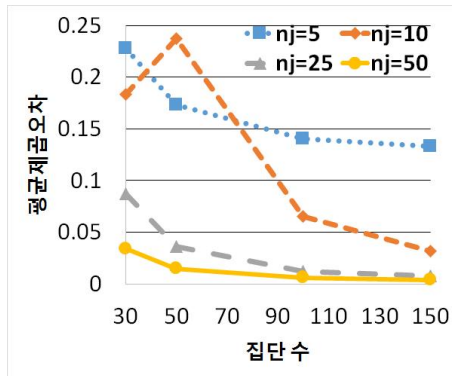
$$b_{w1} = 0.14, b_{w2} = 0.14$$



간접효과2



직접효과



[그림 V-13] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 평균제곱오차(ICC=0.05)

- 두 매개변수가 동일한 방향으로 맥락효과를 갖고 있는 경우

다. 직·간접효과의 검정력 분석

이 절에서는 자료의 조건에 따라 두 개의 간접효과와 직접효과의 검정력을 살펴보았다. 이를 위하여 두 매개변수의 맥락효과의 조건(두 매개변수의 맥락효과가 모두 존재하지 않거나 반대 방향으로 존재하는 경우, 한 매개변수의 맥락효과만 존재하는 경우, 두 매개변수가 동일한 방향으로 맥락효과를 갖는 경우)을 나누어 경험적 검정력의 결과를 <표 V-8> ~ <표 V-10>과 [그림 V-14] ~ [그림 V-19]³⁸⁾와 같이 제시하였다.

두 간접효과와 직접효과의 검정력은 두 매개변수의 맥락효과 유형에 영향을 받지 않았다. 이는 맥락효과의 조건이 b_{B1} 과 b_{B2} 의 크기에 영향을 받지 않고, b_{W1} 와 b_{W2} 의 효과크기만 변하므로 간접효과의 모수가 일정하

<표 V-8> 자료 조건에 따른 직·간접효과의 검정력
(맥락효과가 모두 없거나 모두 존재하는 경우)

ICC	집단 수	집단 크기	$b_{W1} = 0.39, b_{W2} = 0.39$			$b_{W1} = 0.14, b_{W2} = 0.59$		
			간접효과1	간접효과2	직접효과	간접효과1	간접효과2	직접효과
0.05	30	5	.148	.157	.100	.123	.158	.107
		10	.167	.179	.101	.142	.173	.103
		25	.278	.260	.129	.215	.281	.137
		50	.392	.359	.173	.346	.361	.239
	50	5	.142	.153	.082	.119	.133	.098
		10	.168	.190	.095	.146	.162	.100
		25	.359	.349	.176	.332	.337	.169
		50	.492	.566	.289	.557	.546	.245
	100	5	.148	.141	.070	.120	.137	.083
		10	.229	.243	.118	.184	.253	.107
		25	.565	.599	.284	.569	.584	.290
		50	.776	.771	.461	.786	.772	.422
	150	5	.169	.169	.071	.133	.135	.084
		10	.366	.325	.162	.314	.338	.152

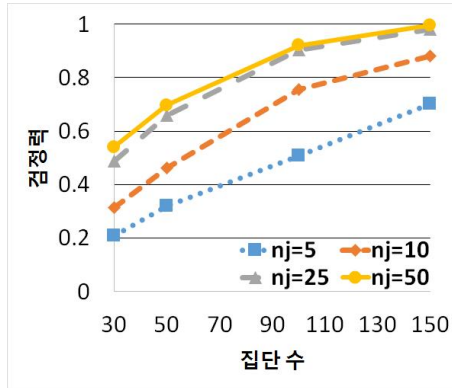
38) [그림 V-14] ~ [그림 V-19]에서는 ICC가 0.20, 0.05일 때의 결과만 제시하였다. ICC가 0.10일 때의 결과는 [그림 부록 4-7] ~ [그림 부록 4-9]에 제시하였다.

		25	.730	.744	.402	.760	.734	.372
		50	.913	.917	.581	.917	.914	.584
0.10	30	5	.156	.177	.108	.143	.188	.106
		10	.213	.217	.098	.208	.226	.123
		25	.355	.383	.203	.382	.367	.211
		50	.495	.468	.259	.458	.454	.258
	50	5	.160	.171	.092	.128	.205	.101
		10	.284	.304	.148	.253	.308	.150
		25	.518	.523	.284	.551	.520	.226
		50	.641	.639	.331	.637	.617	.314
	100	5	.265	.231	.127	.188	.272	.110
		10	.518	.546	.251	.483	.513	.231
		25	.801	.821	.433	.784	.771	.441
		50	.891	.897	.549	.894	.881	.539
	150	5	.330	.337	.170	.291	.350	.123
		10	.668	.654	.316	.659	.644	.324
		25	.918	.915	.585	.920	.906	.579
		50	.971	.983	.687	.973	.968	.689
0.20	30	5	.208	.197	.128	.172	.189	.134
		10	.315	.316	.176	.337	.348	.195
		25	.488	.451	.253	.462	.454	.246
		50	.540	.527	.257	.517	.499	.279
	50	5	.319	.303	.139	.254	.298	.155
		10	.463	.487	.250	.498	.493	.240
		25	.660	.640	.331	.626	.628	.338
		50	.696	.698	.376	.698	.697	.353
	100	5	.508	.532	.249	.557	.536	.252
		10	.756	.732	.401	.754	.721	.379
		25	.903	.899	.484	.905	.907	.497
		50	.920	.923	.581	.937	.931	.563
	150	5	.702	.701	.368	.714	.666	.321
		10	.880	.887	.522	.909	.867	.506
		25	.980	.986	.654	.970	.977	.658
		50	.995	.986	.727	.992	.988	.727

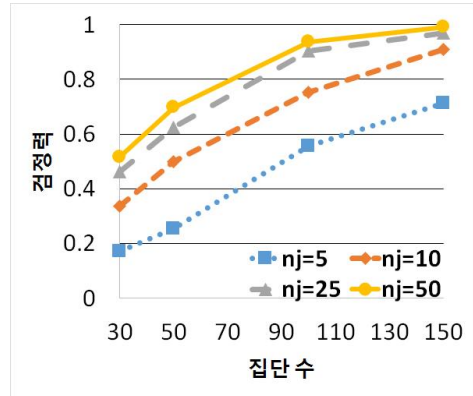
주. bold로 처리된 값은 검정력이 .800 이상임을 의미함.

$$b_{w1} = 0.39, b_{w2} = 0.39$$

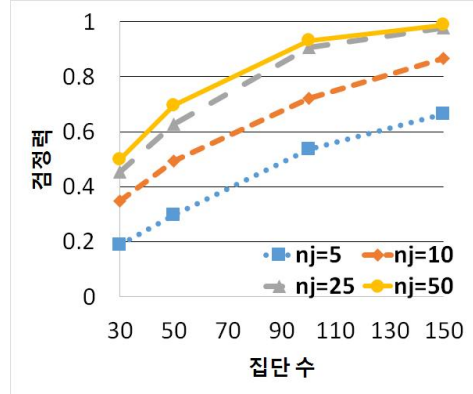
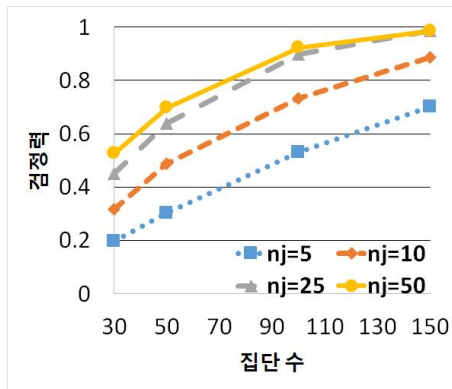
간접효과1



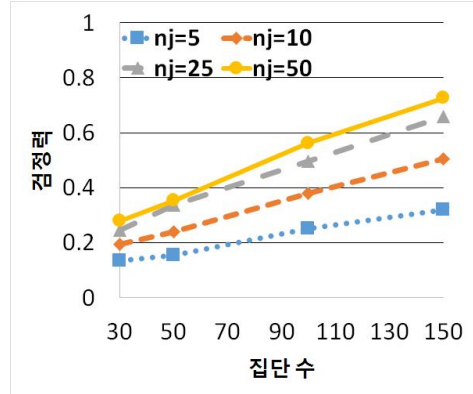
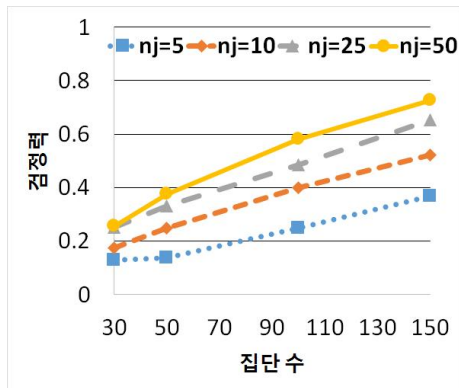
$$b_{w1} = 0.14, b_{w2} = 0.59$$



간접효과2



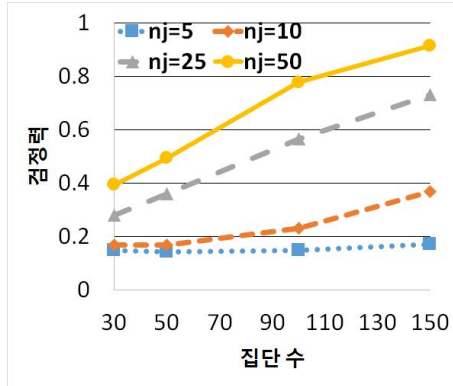
직접효과



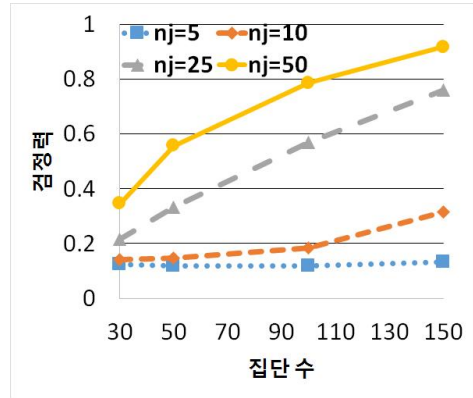
[그림 V-14] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 검정력(ICC=0.20) - 맥락효과가 존재하지 않거나 반대 방향으로 맥락효과가 존재하는 경우

$$b_{w1} = 0.39, b_{w2} = 0.39$$

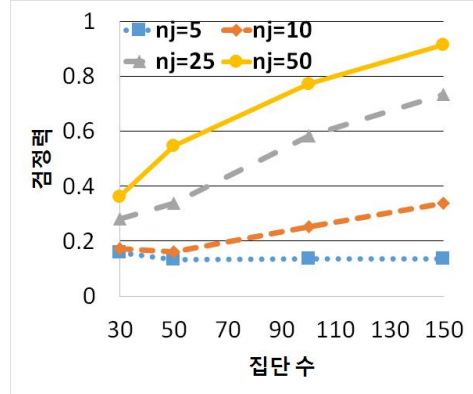
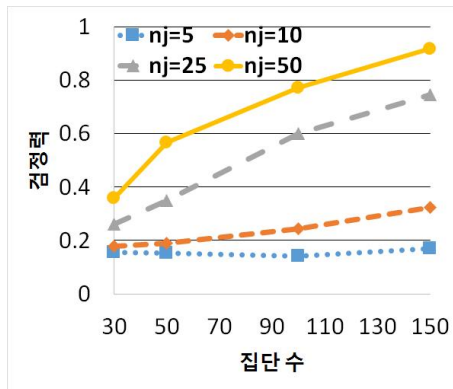
간접 효과1



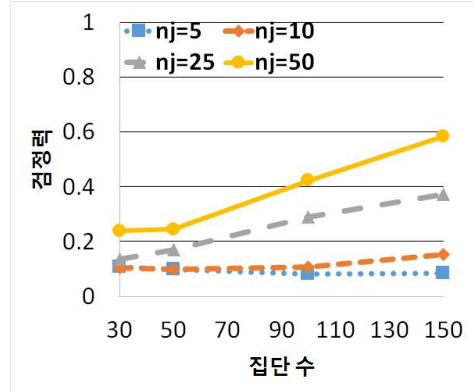
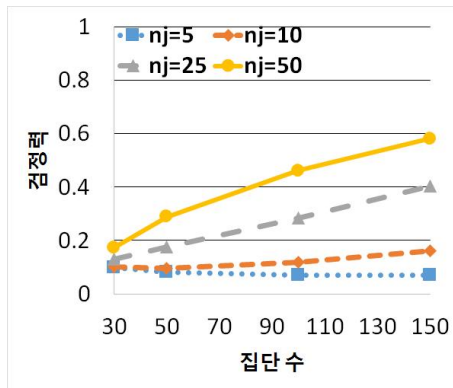
$$b_{w1} = 0.14, b_{w2} = 0.59$$



간접 효과2



직접 효과



[그림 V-15] 자료 조건에 따른 직·간접 효과의 검정력(ICC=0.05) - 맥락효과가 존재하지 않거나 반대 방향으로 맥락효과가 존재하는 경우

기 때문이다. 따라서 직·간접효과의 검정력은 6가지의 조건에 모두 유사한 경향을 나타냈다. 즉, ICC, 집단 수, 집단 크기가 증가할수록 검정력이 향상되는 모습을 보였다.

결과적으로, ‘간접효과1’과 ‘간접효과2’는 ICC가 0.20일 때, 맥락효과의 유형과 관련 없이 100개의 집단이 25개 이상의 표본을 갖거나 150개의 집단이 최소 10개의 표본을 확보했을 때, 일반적으로 0.800 이상의 검정력을 보였다. 또한, ICC가 0.10일 경우, 100개 이상의 집단이 최소 25개의 표본을 확보했을 때, 검정력은 0.800과 유사한 값을 갖거나 그 이상의 값을 가졌다. 마지막으로, ICC가 0.05로 감소한 경우에는 150개의 집단이 50개의 표본을 갖고 있을 때 0.800 이상의 검정력을 보였다. 반면, 직접효과의 검정력은 어떠한 조건에서도 0.800을 넘어서지 못하였다.

<표 V-9> 자료 조건에 따른 직·간접효과의 검정력
(맥락효과가 하나만 존재하는 경우)

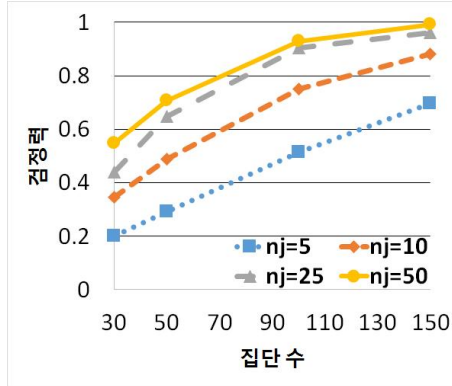
ICC	집단 수	집단 크기	$b_{w1} = 0.39, b_{w2} = 0.59$			$b_{w1} = 0.39, b_{w2} = 0.14$		
			간접효과1	간접효과2	직접효과	간접효과1	간접효과2	직접효과
0.05	30	5	.174	.182	.095	.142	.139	.115
		10	.178	.197	.099	.169	.126	.105
		25	.257	.239	.154	.253	.233	.141
		50	.359	.347	.241	.353	.373	.229
	50	5	.152	.181	.080	.137	.123	.119
		10	.175	.201	.086	.181	.155	.087
		25	.369	.347	.184	.371	.330	.195
		50	.499	.514	.260	.491	.503	.260
	100	5	.159	.179	.065	.160	.104	.070
		10	.243	.250	.100	.229	.215	.112
		25	.570	.569	.282	.570	.574	.263
		50	.789	.761	.431	.791	.751	.421
	150	5	.158	.191	.064	.154	.116	.081
		10	.342	.357	.135	.367	.287	.166
		25	.747	.722	.406	.732	.775	.366
		50	.917	.913	.597	.918	.917	.541

0.10	30	5	.145	.185	.097	.160	.151	.107
		10	.229	.222	.134	.241	.207	.124
		25	.372	.360	.229	.358	.391	.201
		50	.477	.474	.286	.448	.452	.247
	50	5	.150	.193	.088	.181	.155	.069
		10	.298	.324	.139	.306	.268	.139
		25	.531	.521	.293	.538	.518	.271
		50	.621	.637	.352	.646	.628	.339
	100	5	.248	.270	.092	.245	.188	.110
		10	.489	.490	.216	.505	.493	.241
		25	.774	.767	.458	.786	.790	.425
		50	.896	.882	.537	.882	.891	.547
	150	5	.348	.364	.141	.349	.291	.156
		10	.668	.652	.313	.671	.695	.314
		25	.914	.913	.600	.925	.942	.567
		50	.978	.978	.701	.965	.969	.692
0.20	30	5	.200	.224	.124	.200	.174	.125
		10	.345	.316	.199	.350	.312	.212
		25	.440	.437	.253	.443	.482	.234
		50	.547	.476	.259	.505	.490	.280
	50	5	.292	.298	.148	.296	.274	.149
		10	.489	.499	.211	.470	.470	.228
		25	.647	.646	.315	.650	.635	.316
		50	.707	.699	.364	.713	.701	.361
	100	5	.514	.520	.246	.517	.545	.253
		10	.751	.758	.376	.756	.747	.385
		25	.904	.899	.492	.902	.905	.505
		50	.929	.935	.582	.937	.933	.545
	150	5	.695	.685	.348	.705	.736	.310
		10	.882	.864	.537	.900	.894	.492
		25	.962	.968	.646	.976	.982	.659
		50	.992	.992	.733	.993	.987	.709

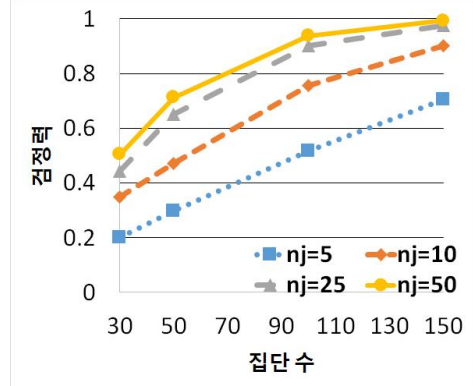
주. bold로 처리된 값은 검정력이 .800 이상임을 의미함.

$$b_{w1} = 0.39, b_{w2} = 0.59$$

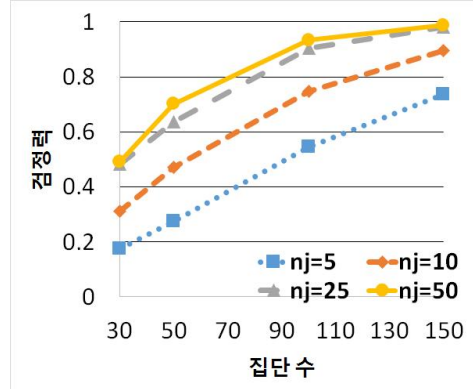
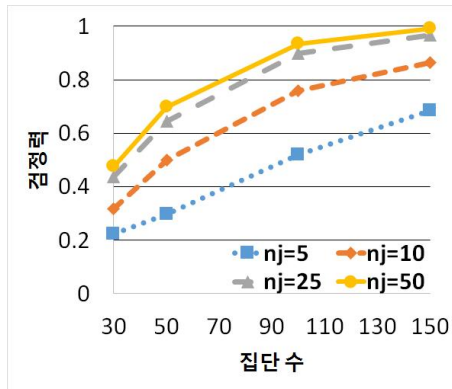
간접효과1



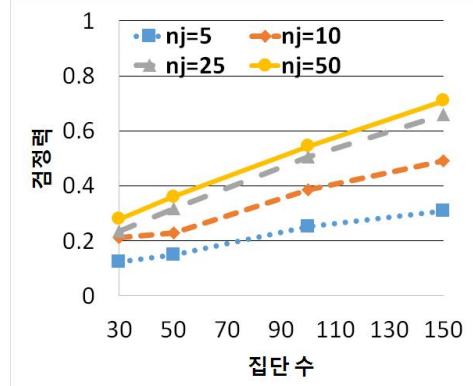
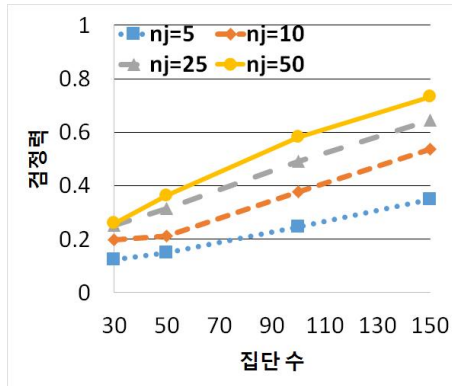
$$b_{w1} = 0.39, b_{w2} = 0.14$$



간접효과2



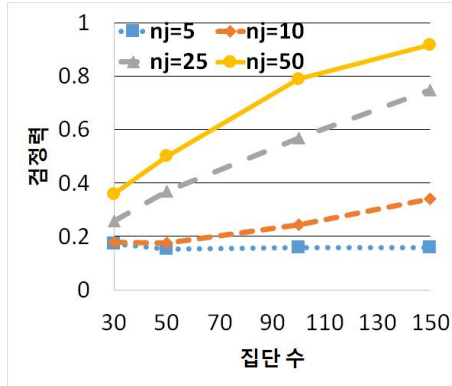
직접효과



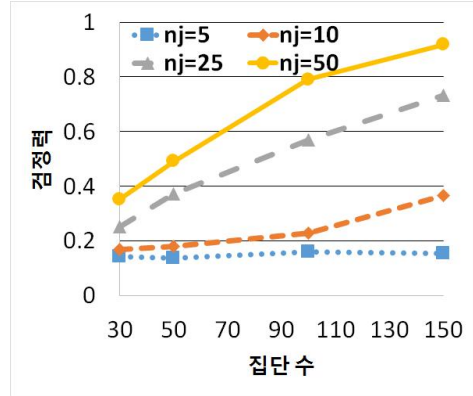
[그림 V-16] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 검정력(ICC=0.20) - 한 매개변수만 맥락효과를 갖는 경우

$$b_{w1} = 0.39, b_{w2} = 0.59$$

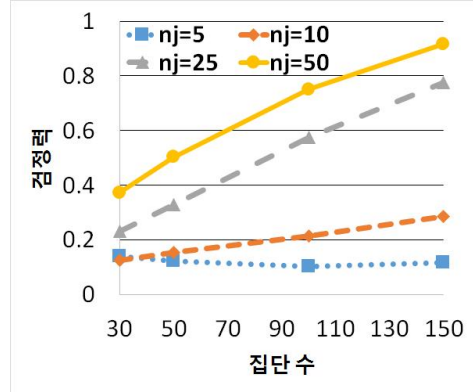
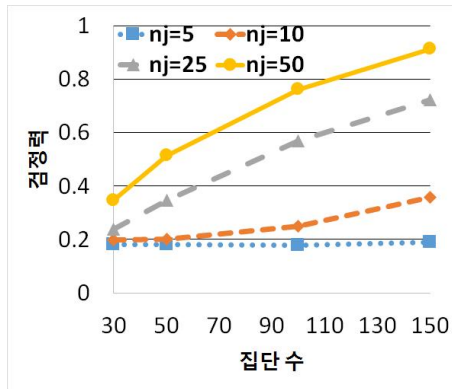
간접효과1



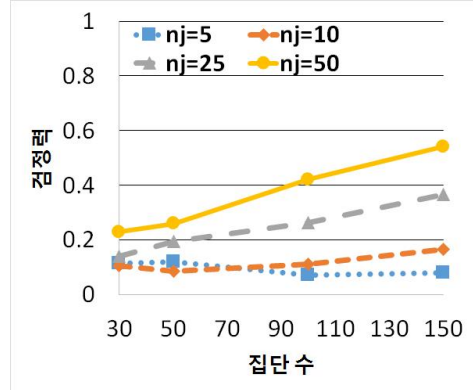
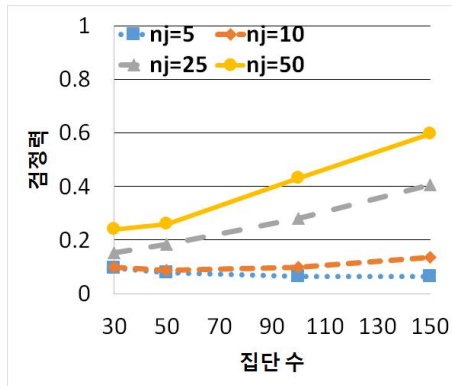
$$b_{w1} = 0.39, b_{w2} = 0.14$$



간접효과2



직접효과



[그림 V-17] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 검정력(ICC=0.05) - 한 매개변수만 맥락효과를 갖는 경우

두 간접효과와 직접효과는 0.1521과 0.1400로 효과크기가 유사함에도 불구하고 검정력에서 차이를 보였다. 즉, 두 간접효과의 검정력은 위와 같이 적절한 자료 조건에서 0.800 이상의 값을 가진 반면, 직접효과의 검정력은 어떠한 조건에서도 0.800 이상의 값을 갖지 않았다. 이는 효율성의 결과와 종합하여 해석 가능하다. 즉, 간접효과와 직접효과의 효과크기가 유사하더라도, 효율성이 더 높은 간접효과가 0.1521 부근에서 더 일관적으로 추정되기 때문에 검정력이 더 좋을 수 있음을 의미한다.

<표 V-10> 자료 조건에 따른 직·간접효과의 검정력
(맥락효과가 모두 존재하는 경우-동일한 방향)

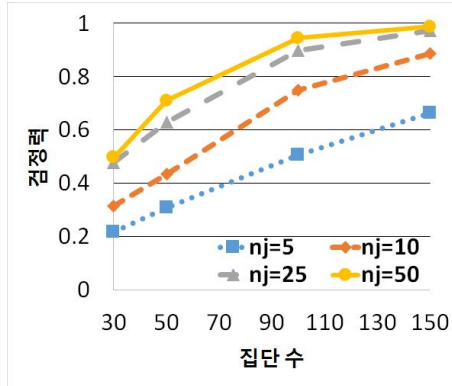
ICC	집단 수	집단 크기	$b_{w1} = 0.59, b_{w2} = 0.59$			$b_{w1} = 0.14, b_{w2} = 0.14$		
			간접효과1	간접효과2	직접효과	간접효과1	간접효과2	직접효과
0.05	30	5	.180	.193	.103	.145	.136	.139
		10	.183	.203	.094	.145	.160	.103
		25	.265	.235	.143	.223	.232	.158
		50	.382	.369	.209	.372	.347	.226
	50	5	.205	.160	.073	.098	.120	.100
		10	.175	.191	.091	.131	.138	.089
		25	.335	.368	.172	.321	.326	.162
		50	.493	.509	.296	.519	.510	.263
	100	5	.154	.187	.061	.107	.118	.077
		10	.261	.272	.079	.205	.180	.117
		25	.568	.562	.287	.582	.565	.269
		50	.775	.757	.452	.816	.773	.440
	150	5	.202	.204	.068	.123	.117	.058
		10	.360	.346	.137	.275	.275	.163
		25	.694	.695	.426	.714	.772	.397
		50	.893	.904	.584	.918	.928	.576
0.10	30	5	.175	.187	.116	.129	.138	.103
		10	.210	.217	.143	.174	.193	.133
		25	.361	.390	.216	.374	.393	.214
		50	.470	.459	.262	.454	.486	.278
	50	5	.193	.190	.084	.157	.151	.084

0.20		10	.294	.283	.148	.261	.251	.157
		25	.529	.495	.290	.524	.522	.252
		50	.624	.613	.344	.650	.624	.340
	100	5	.265	.258	.087	.193	.200	.123
		10	.509	.496	.233	.529	.488	.224
		25	.774	.759	.436	.803	.799	.428
	150	50	.887	.880	.539	.905	.890	.510
		5	.343	.355	.138	.288	.297	.156
		10	.636	.629	.350	.681	.659	.317
		25	.900	.906	.564	.924	.913	.567
		50	.965	.970	.723	.973	.984	.697
	30	5	.217	.200	.098	.177	.184	.126
		10	.314	.329	.175	.310	.315	.179
		25	.477	.433	.243	.477	.432	.241
	50	50	.496	.512	.256	.502	.500	.276
		5	.307	.320	.138	.278	.275	.143
		10	.434	.479	.264	.491	.481	.250
	100	25	.629	.624	.336	.662	.650	.316
		50	.709	.692	.342	.692	.714	.345
	150	5	.507	.520	.243	.532	.490	.229
		10	.749	.720	.382	.755	.752	.382
		25	.898	.880	.526	.900	.907	.480
		50	.944	.936	.531	.927	.949	.532
	150	5	.663	.659	.356	.689	.680	.330
		10	.885	.877	.515	.897	.909	.496
		25	.973	.976	.695	.983	.977	.697
		50	.988	.989	.735	.930	.986	.735

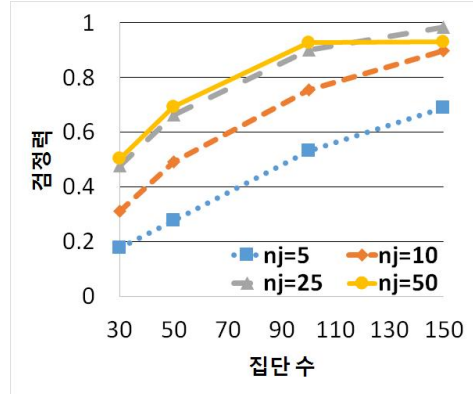
주. bold로 처리된 값은 검정력이 .800 이상임을 의미함.

$$b_{w1} = 0.59, b_{w2} = 0.59$$

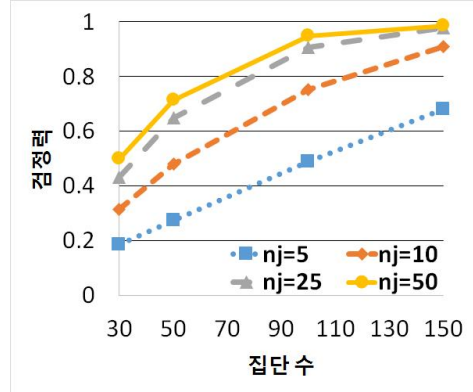
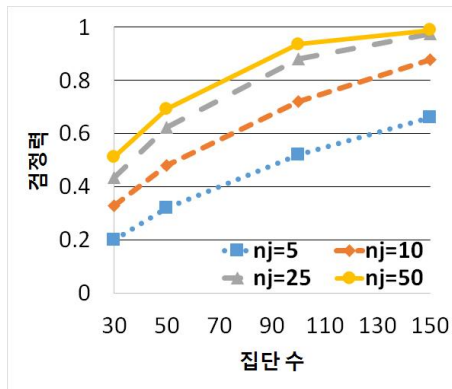
간접효과1



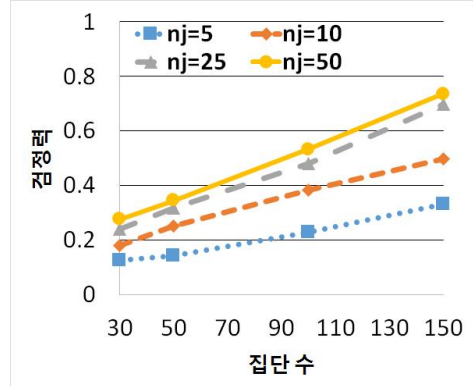
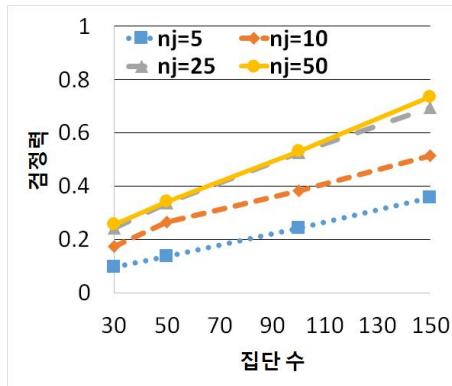
$$b_{w1} = 0.14, b_{w2} = 0.14$$



간접효과2



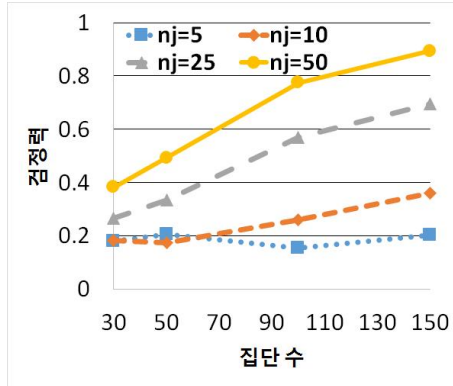
직접효과



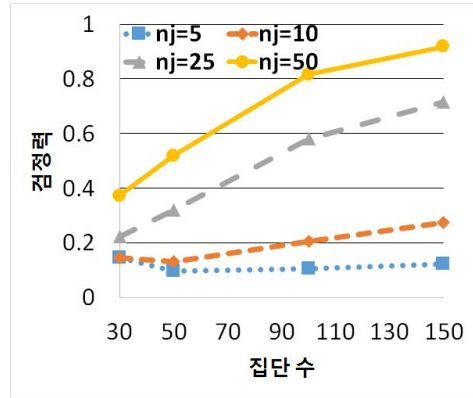
[그림 V-18] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 검정력(ICC=0.20) -
두 매개변수가 동일한 방향으로 맥락효과를 갖고 있는 경우

$$b_{w1} = 0.59, b_{w2} = 0.59$$

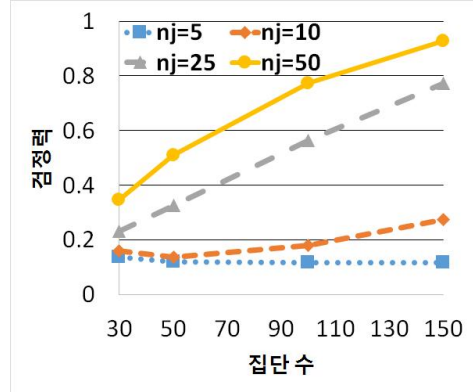
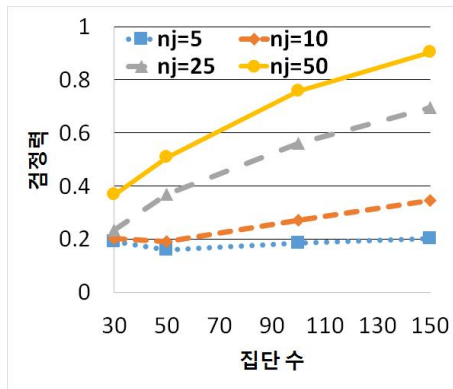
간접효과1



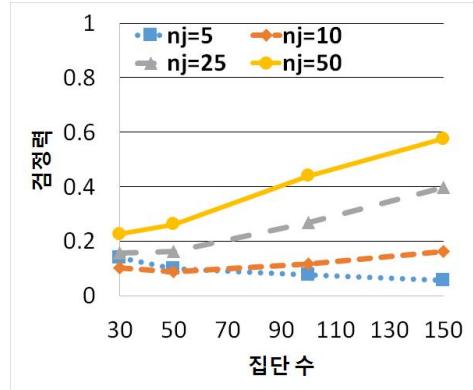
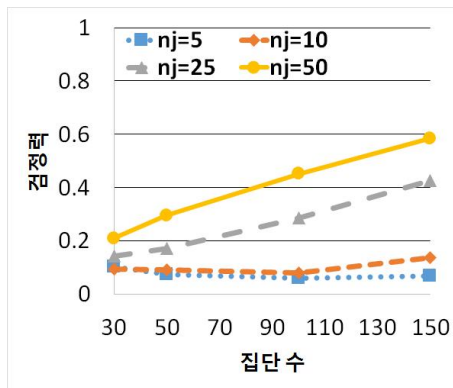
$$b_{w1} = 0.14, b_{w2} = 0.14$$



간접효과2

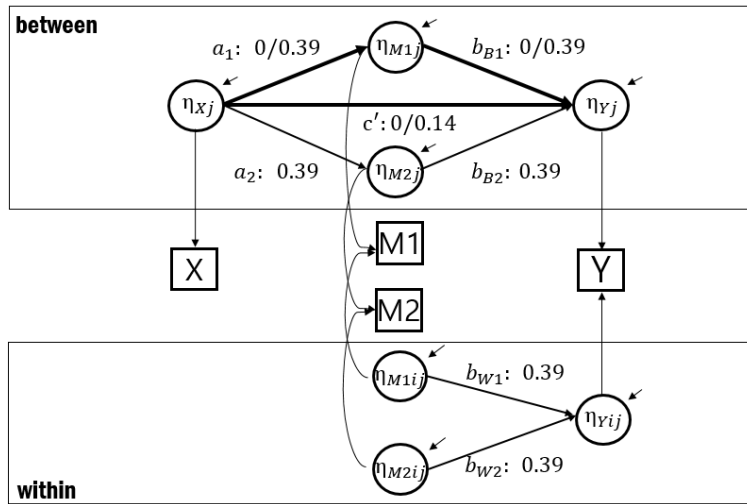


직접효과



[그림 V-19] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 검정력(ICC=0.05) - 두 매개변수가 동일한 방향으로 맥락효과를 갖고 있는 경우

한편, 직접효과의 검정력이 모든 조건에서 0.800 이하로 나타난 결과가 1종 오류의 지나친 감소(deflation)로 인한 것인지를 탐색하기 위해, 1종 오류에 관하여 모의실험을 추가적으로 수행하였다. 이는 1종 오류가 감소하면 2종 오류가 증가하게 되고, 결과적으로 검정력이 감소하기 때문이다. 이때, 1종 오류는 한 개의 간접효과와 직접효과에 대해서만 살펴보았다. 이를 위해 [그림 V-20]과 같이 구조계수의 조건을 설정하여 분석을 실시하였다.³⁹⁾



[그림 V-20] 구조계수의 조건(1종 오류)

직·간접효과의 경험적 1종 오류의 결과는 <표 V-11>과 같다.⁴⁰⁾ 직접효과의 경험적 1종 오류 비율은 간접효과와 관련된 구조계수의 조건과 관련 없이 일반적으로 0.05 ~ 0.10 범위의 가져 $\alpha = .05$ 수준보다 높게

39) 연구3에서 검정력이 맥락효과의 유형에 영향 받지 않은 점을 반영하여 두 매개변수의 집단 내 효과는 0.39로 고정하였다.

40) 간접효과의 경험적 1종 오류의 결과는 다음과 같다. 간접효과와 관련된 구조계수가 모두 0인 경우($a_1 = b_{B1} = 0$)에 경험적 1종 오류의 비율이 0.000에 가까웠고, a_1 만 0인 조건에서 경험적 1종 오류의 비율이 증가하는 모습을 보였지만, 여전히 $\alpha = .05$ 수준에 미치지 못하였다. 반면, b_{B1} 만 0인 조건에서는 경험적 1종 오류의 비율이 증가하여 일반적으로 0.05보다 큰 값을 가졌다. 이때, 간접효과의 경험적 1종 오류는 직접효과의 조건($c' = 0.14$ 또는 $c' = 0$)과 관련 없이 유사한 모습을 보였다.

나타났다. 이를 통해 직접효과의 1종 오류가 지나치게 감소하지 않은 것을 확인하였다. 이러한 결과로부터 직접효과의 낮은 검정력의 원인이 낮은 효율성 때문임을 재확인하였다. 즉, 직접효과의 1종 오류가 지나치게 낮아 검정력이 전반적으로 낮았다기보다는, 직접효과의 낮은 효율성에 의해 검정력이 일반적으로 높지 않았다. 즉, 직접효과는 간접효과와 유사한 효과크기를 가지지만, 상대적으로 덜 안정적으로 추정되어 검정력이 낮게 나타났음을 확인할 수 있다.⁴¹⁾

<표 V-11> 자료 조건에 따른 직·간접효과의 경험적 1종 오류

ICC	집단 수	집단 크기	직접효과			간접효과					
			$c' = 0$			$c' = 0.14$			$c' = 0$		
			$a_1=0$	$b_{B1}=0$	$a_1=0, b_{B1}=0$	$a_1=0$	$b_{B1}=0$	$a_1=0, b_{B1}=0$	$a_1=0$	$b_{B1}=0$	$a_1=0, b_{B1}=0$
0.05	30	5	.087	.084	.105	.006	.116	.008	.004	.109	.005
		10	.105	.079	.068	.004	.082	.003	.005	.163	.003
		25	.069	.065	.073	.005	.065	.003	.001	.072	.004
		50	.084	.085	.097	.011	.086	.002	.001	.091	.003
	50	5	.090	.056	.062	.006	.072	.003	.007	.073	.002
		10	.083	.048	.054	.003	.070	.002	.007	.058	.000
		25	.077	.053	.054	.007	.064	.000	.001	.060	.000
		50	.084	.080	.070	.011	.080	.000	.000	.074	.002
	100	5	.058	.039	.052	.003	.060	.000	.001	.052	.002
		10	.037	.030	.045	.003	.042	.000	.003	.045	.000
		25	.063	.042	.059	.009	.064	.000	.000	.058	.000
		50	.068	.068	.052	.019	.054	.000	.000	.052	.000
	150	5	.031	.029	.026	.002	.042	.001	.001	.048	.001

41) 추가 모의실험 연구를 통해 직접효과가 중간 효과크기(0.39)인 경우에도 직접효과의 검정력이 모든 조건에서 0.800 이하의 값을 보이는지 확인하였다. 이때, 다층 자료의 조건은 연구3과 동일하게 설정하였다. 한편, 맥락효과의 유형과 관련 없이 검정력이 유사한 점을 반영하여 맥락효과의 조건은 두 매개변수가 맥락효과를 모두 갖지 않거나 반대 방향으로 갖고 있는 경우에 한하여 분석을 실시하였다. 그 결과, <표 부록 4-1>과 같이, 중간 효과크기의 직접효과는 적절한 자료 조건(예: ICC=0.05, 집단의 수=30, 집단 크기=50)에서 0.800 이상의 검정력을 보였다. 또한, 연구3과 같이 직접효과의 평균제곱오차는 두 간접효과의 평균제곱오차의 합과 유사하게 나타났다. 이로부터 직접효과의 효율성이 낮더라도 효과크기가 증가할 때 검정력은 향상됨을 확인하였다.

0.10		10	.035	.027	.037	.001	.042	.001	.003	.034	.000
		25	.057	.043	.061	.019	.066	.001	.014	.050	.000
		50	.058	.055	.057	.023	.051	.001	.012	.050	.000
	30	5	.074	.096	.096	.003	.091	.004	.004	.088	.004
		10	.085	.065	.073	.006	.069	.003	.008	.063	.004
		25	.116	.096	.096	.011	.091	.002	.008	.096	.001
		50	.109	.116	.092	.016	.086	.002	.015	.095	.004
	50	5	.061	.069	.054	.002	.053	.000	.002	.067	.000
		10	.076	.059	.067	.001	.063	.002	.005	.056	.000
		25	.072	.087	.066	.020	.089	.000	.006	.080	.001
		50	.084	.089	.082	.010	.074	.000	.015	.081	.004
	100	5	.023	.033	.033	.003	.027	.001	.003	.034	.004
		10	.054	.044	.048	.005	.039	.000	.003	.049	.001
		25	.062	.069	.068	.019	.050	.000	.019	.074	.001
		50	.066	.069	.075	.028	.078	.001	.027	.055	.000
0.20	150	5	.036	.036	.033	.003	.036	.000	.004	.045	.000
		10	.048	.052	.064	.007	.061	.001	.008	.064	.000
		25	.070	.064	.054	.020	.064	.000	.018	.056	.000
		50	.058	.057	.057	.035	.063	.000	.035	.056	.001
	30	5	.076	.070	.078	.004	.065	.002	.005	.055	.004
		10	.077	.097	.103	.016	.070	.001	.015	.076	.004
		25	.111	.100	.107	.014	.101	.003	.015	.080	.002
		50	.103	.100	.106	.020	.105	.001	.021	.091	.002
	50	5	.070	.061	.061	.004	.064	.001	.002	.066	.000
		10	.066	.076	.089	.005	.073	.001	.015	.071	.001
		25	.080	.084	.086	.019	.072	.000	.014	.080	.001
		50	.086	.093	.084	.020	.073	.001	.021	.073	.000
	100	5	.068	.057	.062	.002	.049	.001	.005	.049	.000
		10	.060	.071	.067	.019	.048	.001	.019	.060	.001
		25	.057	.072	.072	.025	.062	.001	.027	.064	.000
		50	.061	.061	.061	.025	.041	.000	.021	.074	.000
	150	5	.055	.052	.046	.017	.041	.000	.008	.054	.000
		10	.051	.045	.054	.022	.070	.000	.015	.068	.002
		25	.071	.055	.059	.036	.053	.000	.036	.056	.000
		50	.060	.064	.071	.028	.049	.001	.019	.058	.000

4. 결론

가. 요약

연구3의 목적은 2-1-1 구조를 띠는 하나의 독립변수와 종속변수 간의 두 개의 매개변수가 존재할 때, 다층 구조방정식모형을 활용하여 매개효과를 검증하는 데 있어, 맥락효과와 다층 자료의 구조에 따라 직·간접효과 추정치의 양호도가 어떠한지 밝히고자 하는 것이다. 이를 위해 맥락효과와 다층 자료의 조건에 따라 하나의 직접효과와 두 개의 간접효과 추정치의 정확성, 효율성, 검정력이 어떠한지 확인하였다.

연구문제를 해결하기 위해 연구3에서는 모의실험 자료를 생성하여 연구 자료로 활용하였다. 이때, ICC, 집단의 수, 집단 크기의 조건은 연구 1·2와 동일하게 고려하였다. 한편, 연구3에서는 두 개의 매개변수가 존재하기 때문에 맥락효과의 유형을 총 6가지로 고려하였다. 즉, 두 매개변수가 모두 맥락효과를 갖지 않을 경우, 한 매개변수는 맥락효과를 갖지 않지만 한 매개변수가 맥락효과를 갖는 경우(집단 간 효과가 더 크거나 작은 경우로 2가지), 두 매개변수가 모두 맥락효과를 갖는 경우(모두 집단 간 효과가 더 크거나 작은 경우, 한 매개변수는 집단 간 효과가 더 크지만 다른 변수는 집단 내 효과가 더 큰 경우로 3가지)로 나뉜다. 이때, 두 간접효과의 효과크기는 동일하다고 가정하였다. 이와 같은 점을 고려하여 총 288개(48*6개) 조건에 대하여 1,000개씩의 자료를 반복 생성하여 분석하였다. 직·간접효과 추정치의 정확성, 효율성, 검정력을 평가하기 위하여 상대적 편의, 평균제곱오차, 경험적 검정력을 준거로 활용하였다.

연구3의 주요 결과를 요약하여 제시하면 다음과 같다.

첫째, 정확성의 측면에서, 한 매개변수의 맥락효과의 유형은 그 변수를 매개하는 간접효과 추정의 정확성에 영향을 줄 뿐, 다른 변수를 매개하는 간접효과의 추정에 영향을 주지 않았다. 이는 ‘간접효과1’이 매개하는 변수가 맥락효과를 갖고 있지 않을 때, ‘간접효과2’가 매개하는 변수의 맥락효과 유무 및 유형과 관련 없이 ‘간접효과1’은 정확하게 추정된 결과

를 통해 확인할 수 있다. 또한, 두 매개변수의 맥락효과가 반대로 나타날 때(한 매개변수는 집단 간 효과가 더 크지만 다른 변수는 집단 내 효과가 더 큰 경우), ‘간접효과1’은 과대 추정되고, ‘간접효과2’는 과소 추정되는 모습을 통해 확인할 수 있다.

둘째, 직접효과는 두 간접효과가 편의 되는 방향의 반대 방향으로 편의 되었다. 예를 들어, ‘간접효과1’이 매개하는 변수는 맥락효과를 갖지 않고, ‘간접효과2’가 매개하는 변수의 집단 간 효과가 집단 내 효과보다 더 작을 때($b_{B2}=0.39$, $b_{W2}=0.59$), ‘간접효과1’은 정확하게 추정되고, ‘간접효과2’는 과소 추정되었다. 이때, 두 간접효과는 종합적으로 과소 추정되었으므로 직접효과는 과대 추정되었다. 또한, 두 매개변수의 집단 간 효과가 집단 내 효과보다 모두 클 때($b_{W1}=0.14$, $b_{W2}=0.14$), 두 간접효과는 모두 과대 추정되었다. 따라서 직접효과는 두 간접효과와 반대로 과대 추정되었고, 이때 발생한 편의의 크기는 대체적으로 두 간접효과가 편의 된 정도의 합과 유사하였다. 또한, ‘간접효과1’이 매개하는 변수의 집단 간 효과가 집단 내 효과보다 더 크고, ‘간접효과2’가 매개하는 변수의 집단 간 효과가 집단 내 효과보다 더 작을 때, ‘간접효과1’은 과대 추정되고, ‘간접효과2’는 과소 추정되었다. 이때, 두 간접효과는 서로 반대 방향으로 편의 되어, 직접효과의 편의는 일반적으로 작게 발생하였다.

셋째, 효율성과 검정력의 측면에서, 직접효과의 효율성은 간접효과의 효율성보다 낮게 나타났다. 즉, 모든 조건에서 직접효과의 평균제곱오차는 두 간접효과의 평균제곱오차의 합과 유사하였다. 이는 직접효과의 효율성이 간접효과의 효율성에 영향을 받는다는 연구2의 결과를 재확인시켜준다. 이러한 결과로 인해 직접효과의 효과크기(0.14)가 간접효과(0.1521)와 유사함에도 불구하고, 적절한 자료의 조건에서 양호한 검정력을 갖는 간접효과와 달리 직접효과는 전반적으로 검정력이 낮은 문제를 보였다.

나. 논의

연구3의 결과를 바탕으로 다층 구조방정식모형을 활용한 매개효과의 분석은 다음과 같은 시사점을 보인다. 첫째, 복수의 매개변수가 존재하는 상황에서 다층 구조방정식모형의 활용은 분석의 용이성 및 추정의 정확성 측면에서 이점을 보인다. 일변량 종속변수를 가정한 위계적 선형 모형을 활용한다면, 간접효과와 관련된 매개변수와 독립변수 간의 관계를 추정하기 위하여 매개변수의 수만큼 모형을 독립적으로 분석해야 한다. 이 경우, 간접효과와 관련된 계수가 서로 다른 모형의 가중행렬에 근거하여 추정되는 한계를 갖는다(Bauer et al., 2006; Kenny et al., 2003; Preacher et al., 2010). 따라서 복수의 매개변수가 존재하는 구조에서 다층 구조방정식모형을 활용하는 것은 교육 상황에서 독립변수와 종속변수 간의 복잡한 인과적 구조를 쉽게 탐색할 수 있도록 도움을 줄 수 있다.

둘째, 연구3은 종속변수와 독립변수 간에 두 개의 매개변수를 가정하여, 이 구조에서 나타나는 직·간접효과의 정확성과 효율성에 있어 연구1·2의 결과를 일반화하였다. 하나의 독립변수가 여러 개의 경로를 통해 종속변수에 영향을 미칠 때, 직접효과는 복수의 간접효과가 편의 되는 방향과 크기에 종합적으로 영향을 받았다. 이로부터 연구3의 결과는 연구1·2를 일반화하여 종속변수에 대한 독립변수의 총 효과가 정확하게 추정될 수 있다고 해석할 수 있다. 또한, 직접효과의 평균제곱오차가 두 간접효과의 평균제곱오차의 합과 유사할 정도로 크게 나타난 결과를 통해, 연구2에서 직접효과의 효율성이 간접효과의 효율성에 영향을 받는다는 결과를 재확인하였다. 이로부터 여러 개의 간접효과가 존재할 때, 간접효과는 효과크기가 작을수록 안정적으로 추정되며, 직접효과는 복수의 간접효과보다 덜 안정적으로 추정될 수 있음을 나타냈다.

셋째, 이러한 점에 근거하여 독립변수와 종속변수 간에 여러 개의 매개변수가 존재하는 구조에서 실제 영이 아닌 간접효과를 정확하고, 일관적으로 검증하는 데 적합한 자료 조건을 <표 V-12>와 같이 제안한다. 이때, 직접효과는 전반적으로 낮은 검정력을 보여 두 간접효과에 한하여

적합한 자료 조건을 권장하였다.

<표 V-12> 매개변수가 두 개인 구조에서의 권장조건(간접효과)

조건		간접효과1		간접효과2	
간접효과1	간접효과2	ICC	집단 수	집단 크기	집단 크기
매락효과 없음	매락효과 없음	0.05	150	50 이상	
		0.10	100	25 이상	
			150		
		0.20	100	10 이상	
			150		
	$b_{B2} < b_{W2}$ 또는 $b_{B2} > b_{W2}$	0.05	150	50 이상	
		0.10	100	25 이상	
			150		
		0.20	100	10 이상	
	$b_{B1} > b_{W1}$ $b_{B2} > b_{W2}$	0.05	100	50 이상	X
			150		50 이상
		0.10	100	25 이상	25 이상
			150		25 이상
		0.20	100	10 이상	
	$b_{B1} < b_{W1}$, $b_{B2} < b_{W2}$ 또는 $b_{B1} > b_{W1}$, $b_{B2} < b_{W2}$	0.05	150	50 이상	
		0.10	100	25 이상	
			150		
		0.20	100	10 이상	

위의 권장 조건에 근거하여 자료 수집에 있어 다음과 같이 제안하고자 한다. 자료의 조건은 두 매개변수의 매락효과의 유형과 관련 없이 일반적으로 유사한 패턴을 보였다. 따라서 정의적 구인과 같이 모형에 포함될 변수의 ICC가 낮다고 예상되면, 집단 크기가 50인 집단이 150개가 필요하다. 반면, 수확성취와 같이 변수의 ICC가 크다고 가정할 수 있다면,

일반적으로 집단 크기가 50인 집단을 100개 수집하거나 집단 크기가 25인 집단을 150개 선정해야 한다. 이러한 권장 조건은 연구1보다 엄격한 자료 조건이지만, 연구2와는 유사한 자료 조건이다. 따라서 연구자는 다층 구조에서 나타나는 매개효과를 정확하고 안정적으로 분석하기 위하여 집단 크기가 충분히 크고, 집단을 많이 수집하도록 계획해야 한다.

넷째, 직접효과의 경험적 1종 오류 비율이 $\alpha = .05$ 수준보다 높음에도 직접효과의 크기가 작을 경우에 검정력은 전반적으로 낮았다. 따라서 부분적으로 매개효과가 발생하지만, 집단 크기가 50인 집단이 150개 있을 경우에도 독립변수는 여러 매개변수를 완전 매개하여 종속변수에 영향을 미친다고 잘못 해석될 수 있음을 확인하였다. 한편, 추가 모의실험 연구를 통해 직접효과가 중간 효과크기 이상일 경우에는 적절한 자료 조건에서 검정력이 양호하여 실제 영이 아닌 유의미한 직접효과를 검증할 수 있음을 확인하였다. 따라서 이러한 구조에서 완전 매개효과로 나타난 결과가 실제 부분 매개효과를 가질 수 있음에 주의할 필요가 있다.

마지막으로, 이 연구는 다음과 같은 제한점을 갖고 있으며, 이를 바탕으로 후속 연구에 대하여 제언이 가능하다. 첫째, 복수의 간접효과는 서로 다른 크기로 나타나는 경우가 일반적이다. 하지만 이 연구에서는 맥락효과의 6가지 조건을 고려할 때, 모형의 간명성을 위하여 두 매개변수에 대한 독립변수의 효과, 종속변수에 대한 두 매개변수의 효과를 모두 중간 효과크기로 고정하였다. 따라서 후속 연구에서는 실제 상황을 잘 반영할 수 있도록 간접효과와 관련된 구조계수의 조건을 다르게 설정하여 직·간접효과 추정치의 양호도를 살펴볼 필요가 있다.

둘째, 연구3에서는 독립변수가 각 매개변수를 독립적으로 매개한다고 가정하였다. 하지만 독립변수는 각 매개변수를 순차적으로 매개할 수 있으며, 또는 새로운 또 다른 변수를 매개하여 다중매개효과를 가질 수 있다. 따라서 후속 연구에서는 복수의 매개변수가 존재할 때, 보다 복잡한 인과적 구조에서 직·간접효과 추정치의 양호도를 살펴볼 필요가 있다.

참 고 문 헌

- 강상진(2016). **다층모형**. 학지사.
- 교육부, 한국교육개발원(2016). **교육통계연보 2016**. 한국교육개발원.
- 권순형(2014). 교사 협력의 학교 간 차이에 관한 구조적 분석. 한국교원대학교 박사학위논문.
- 김기용(2010). 전문대학에서의 교수행동과 교수-학습자 특성, 수업상황 및 조직 특성의 위계적 관계. 서울대학교 박사학위논문.
- 김성숙, 임해미, 박혜영, 한정아(2015). OECD 국제 학업성취도 평가 연구: PISA 2015 본검사 시행보고서(RRE 2015-6-2). 한국교육과정평가원.
- 김수연(2017). 초등학교 교사의 학업낙관성 및 교수정서와 학생의 성취 목표지향성, 성취정서, 학업성취도의 관계. 충남대학교 박사학위논문.
- 김수진, 이재봉, 박지현, 이문수(2015). 수학·과학 성취도 추이변화 국제 비교 연구: TIMSS 2015 본검사 시행(RRE 2015-11-2). 한국교육과정평가원.
- 김해경(2016). 중국인 유학생 학업중단의도에 영향을 미치는 학생 및 대학수준 변인의 탐색. 경희대학교 박사학위논문.
- 김호(2007). 다층자료분석을 활용한 유아의 창의성에 관련된 교사와 유아 변인 탐색. 한국교원대학교 박사학위논문.
- 김효진, 오승연, 홍세희(2018). 인적자원개발과 조직성과 간 관계에 대한 직무만족의 다층매개효과 검증. **HRD연구**, 20(1), 71-96.
- 박도영(2011). 다층구조방정식모형에 의한 학교교육효과의 경향 분석: 고등학교 수학 교과를 중심으로. **교육평가연구**, 24(2), 345-376.
- 박선미, 박병기(2016). 다층자료의 매개효과 분석: 통계방법, 분석절차 및 실례. **감성과학**, 19(4), 95-110.
- 박세진, 이현숙(2015). 초등학생의 학업성취도를 예측하는 학생수준 및 학교수준 변인에 대한 다층 구조방정식모형 분석. **교육평가연구**,

28(2), 499-522.

방은정(2015). 유치원 교사의 교수행동이 유아의 학교준비도에 미치는 영향. 고려대학교 박사학위논문.

변선주(2016). 위계적 선형 모형(HLM)을 이용한 유아의 수학적 성향 관련 변인 탐색. 한국교원대학교 박사학위논문.

석영미(2016). 전문대학 교수의 조직변화 수용성과 개인 및 조직 변인의 위계적 관계. 서울대학교 박사학위논문.

송영명(2009). 학생과 교사 수준 변인이 성취목표지향성에 미치는 영향. 경북대학교 박사학위논문.

송정화(2011). 다층 모형을 적용한 학생 행복의 설명요인 탐색. 전북대학교 박사학위논문.

오영교, 차성현(2017). 초등학생의 영어성취도에 영향을 미치는 학생 및 학교 특성 변인 간의 구조적 관계 분석. **한국교원교육연구**, 34(2), 251-279.

윤미숙(2017). 전문대학 졸업예정자의 취업행동과 개인 및 조직 변인의 위계적 관계. 서울대학교 박사학위논문.

이규민, 강상진, 김현철(2007). 「한국교육중단연구」의 표본설계, 자료의 질관리 및 분석방안 연구(연구보고 RR 2007-1). 한국교육개발원.

이금호, 정혜원(2016). 베이지안 다층 구조방정식 모형을 적용한 학생 및 학교수준 변인과 수학성취도의 관계 분석. **아시아교육연구**, 17(2), 177-205.

이성대, 염동문, 김서정(2013). 청소년의 스트레스가 비행에 미치는 영향: 자기통제력의 매개효과를 중심으로. **청소년복지연구**, 15(1), 55-75.

이진실(2016). 교육 연구에서 경향점수를 활용한 순차적 처치 효과 분석. 서울대학교 박사학위논문.

이철구(2011). 학교단위 집단 성과상여급제에 대한 교원의 요구분석. 홍익대학교 박사학위논문.

이현숙, 송미영(2015). PISA 2012 수학 성취도를 설명하는 학생의 정의적 특성 및 교사 특성 분석을 위한 다층 구조방정식모형의 적용.

- 교과교육학연구, 19(1), 137-158.
- 이현숙, 신진아, 김경희(2013). 다층 구조방정식모형을 활용한 교육 맥락 변인과 학업성취도의 관계 분석. *교육평가연구*, 26(2), 477-506.
- 전승환(2013). 마이스터고등학교 교사현신과 개인 및 조직 변인의 위계적 관계. 서울대학교 박사학위논문.
- 정윤경, 원경림, 최지현(2012). 가정폭력이 청소년 가출에 미치는 영향과 유해업소 출입의 매개효과. *청소년학연구*, 19(12), 159-179.
- 정지은(2017). 대학생 진로역량과 학생 및 대학 특성의 다층분석. 서울대학교 박사학위논문.
- 최정호(2013). 고등학생의 입학사정관 전형에 대한 인식과 과학 창의적 체험 활동의 분석. 서울대학교 박사학위논문.
- 허은정(2011). 학습조직이 교사전문성에 미치는 효과 연구. 서울대학교 박사학위논문.
- Aldrup, K., Klusmann, U., Lüdtke, O., Göllner, R., & Trautwein, U. (2018). Social support and classroom management are related to secondary student's general school adjustment: A multilevel structural equation model using student and teacher ratings. *Journal of Educational Psychology*, 110(8), 1066-1083.
- Baron, R. M., & Kenny, D. A. (1986). The moderator-mediator variable distinction in social psychological research: Conceptual, strategic, and statistical considerations. *Journal of Personality and Social Psychology*, 51(6), 1173-1182.
- Bauer, D. J., Preacher, K. J., & Gil, K. M. (2006). Conceptualizing and testing random indirect effects and moderated mediation in multilevel models: New procedures and recommendations. *Psychological Methods*, 11(2), 142-163.
- Braun, S., Peus, C., Weisweiler, S., & Frey, D. (2013). Transformational leadership, job satisfaction, and team performance: A multilevel mediation model of trust. *The*

- Leadership Quarterly*, 24(1), 270–283.
- Carpenter, J. R., Goldstein, H., & Rashbash, J. (2003). A novel bootstrap procedure for assessing the relationship between class size and achievement. *Applied Statistics*, 52, 431–443.
- Carsey, T. M., & Harden, J. J. (2014). *Monte carlo simulation and resampling methods for social science*. LA: Sage Publications.
- Cohen, J. (1992). A Power primer. *Psychological Bulletin*, 112(1), 155–159.
- Elorza, U., Harris, C., Aritzeta, A., & Balluerka, N. (2016). The effect of management and employee perspectives of high-performance work systems on employees' discretionary behaviour. *Personnel Review*, 45(1), 121–141.
- Goldstein, H., & McDonald, R. P. (1988). A general model for the analysis of multilevel data. *Psychometrika*, 53(4), 455–467.
- Hayes, A. F., & Scharkow, M. (2013). The relative trustworthiness of inferential tests of the indirect effect in statistical mediation analysis: Does method really matter? *Psychological Science*, 24, 1918–1927.
- Heck, R. H., & Thomas, S. L. (2015). *An introduction to multilevel modeling techniques: MLM and SEM approaches using Mplus (3rd edition)*. New York: Routledge.
- Hoogland, J. J., & Boomsma, A. (1998). Robustness studies in covariance structure modeling. *Sociological Methods & Research*, 26(3), 329–367.
- Hox, J. J., Maas, C. J., & Brinkhuis, M. J. (2010). The effect of estimation method and sample size in multi-level structural equation modeling. *Statistica Neerlandica*, 64(2), 157–170.
- Intravia, J., Pelletier, E., Wolff, K. T., & Baglivio, M. T. (2017). Community disadvantage, prosocial bonds, and juvenile

- reoffending: A multilevel mediation analysis. *Youth Violence and Juvenile Justice*, 15(3), 240-263.
- Jin, J., & Yun, J. (2013). Three frameworks to predict physical activity behavior in middle school inclusive physical education: A multilevel analysis. *Adapted Physical Activity Quarterly*, 30(3), 254-270.
- Kelcey, B., Dong, N., Spybrook, J., & Cox, K. (2017). Statistical power for causally defined indirect effects in group-randomized trials with individual-level mediators. *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, 42(5), 499-530.
- Kim, N., Byeon, S., & Son, Y. (2017). The mediating effect of academic self-efficacy in the relationship between middle school students' perceptions of teaching competencies and math achievement: Using multi-level structural equation modeling. *Asian Journal of Education*, 18(2), 365-387.
- Kline, R. B. (2005). *Principles and practice of structural equation modeling* (2nd). New York: Guilford Press.
- Kreft, I. G. (1996). Are multilevel techniques necessary? An overview, including simulation studies. Unpublished manuscript, California State University, Los Angeles.
- Krull, J. L., & MacKinnon, D. P. (1999). Multilevel mediation modeling in group-based intervention studies. *Evaluation Review*, 23(4), 418-444.
- Krull, J. L., & MacKinnon, D. P. (2001). Multilevel modeling of individual and group level mediated effects. *Multivariate Behavioral Research*, 36(2), 249-277.
- Li, X., & Beretvas, S. N. (2013). Sample size limits for estimating upper level mediation models using multilevel SEM. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*. 20(2), 241-264.

- Lüdtke, O., Marsh, H. W., Robitzsch, A., Trautwein, U., Asparouhov, T., & Muthén, B. O. (2008). The multilevel latent covariate model: A new, more reliable approach to group-level effects in contextual studies. *Psychological Methods, 13*(3), 203 - 229.
- MacKinnon, D. P., Lockwood, C. M., Hoffman, J. M., West, S. G., & Sheets, V. (2002). A Comparison of methods to test mediation and other intervening variable effects. *Psychological Methods, 7*(1), 83-104.
- MacKinnon, D. P., Lockwood, C. M., & Williams, J. (2004). Confidence limits for the indirect effect: Distribution of the product and resampling methods. *Multivariate Behavioral Research, 39*(1), 99-128.
- MacKinnon, D. P., Williams, J., & Lockwood, C. M. (2007). Distribution of the product confidence limits for the indirect effect: Program PRODCLIN. *Behavior Research Methods, 39*(3), 384-389.
- MacKinnon, D. P. (2008). *Introduction to statistical mediation analysis*. New York: Routledge.
- Mak, S., Cheung, K., Soh, K., Sit, P., & Jeong, M. (2017). An examination of student-and across-level mediation mechanisms accounting for gender differences in reading performance: A multilevel analysis of reading engagement. *Educational Psychology, 37*(10), 1206-1221.
- McNeish, D. (2017). Multilevel mediation with small samples: A cautionary note on the multilevel structural equation modeling framework. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal, 24*(4), 609-625.
- Mehta, P. D., & Neale, M. C. (2005). People are variables too: multilevel structural equations modeling. *Psychological Methods, 10*(4), 405-424.

10(3), 259-284.

- Mierlo, H., Rutte, C. G., Vermunt, J. K., Kompier, M. A., & Doorewaard, J. A. (2007). A multi-level mediation model of the relationships between team autonomy, individual task design and psychological well-being. *Journal of Occupational and Organizational Psychology*, 80, 647-664.
- Muthén, B. O. (1989). Latent variable modeling in heterogeneous populations. *Psychometrika*, 54(4), 557-585.
- Muthén, B. O. (1990). Mean and covariance structure analysis of hierarchical data (UCLA Statistics Series, 62). Los Angeles: University of California.
- Muthén, B. O., & Asparouhov, T. (2008). Growth mixture modeling: Analysis with non-Gaussian random effects. In G. Fitzmaurice, G. Davidian, G. Verbeke, & G. Molenberghs (Eds.), *Longitudinal data analysis* (pp. 143-165). Boca Raton, FL: Chapman & Hall/CRC.
- Muthén, L. K., & Muthén, B. O. (2012). *Mplus user's guide* (7th edition). Los Angeles, CA: Muthén & Muthén.
- Nawa, N., Isumi, A., & Fujiwara, T. (2018). Community-level social capital, parental psychological distress, and child physical abuse: A multilevel mediation analysis. *Social Psychiatry and Psychiatric Epidemiology*, 53(11), 1221-1229.
- Ogbonnaya, C., & Valizade, D. (2018). High performance work practices, employee outcomes and organizational performance: A 2-1-2 multilevel mediation analysis. *The International Journal of Human Resource Management*, 29(2), 239-259.
- Palardy, G. J. (2015). High school socioeconomic composition and college choice: Multilevel mediation via organizational habitus, school practices, peer and staff attitudes. *School Effectiveness*

- and School Improvement*, 26(3), 329–353.
- Park, J. K., Wang, L., Williams, D. R., & Alegría, M. (2017). Does anger regulation mediate the discrimination - mental health link among Mexican-origin adolescents? A longitudinal mediation analysis using multilevel modeling. *Developmental Psychology*, 53(2), 340–352.
- Pham, T. V. (2017). The performance of multilevel structural equation modeling(MSEM) in comparison to multilevel modeling(MLM) in multilevel mediation analysis with non-normal data. Doctoral dissertation, University of South Florida.
- Piontek, D., Buehler, A., Donath, C., Floeter, S., Rudolph, U., Metz, K., Gradl, S., & Kroeger, C. (2008). School context variables and students' smoking: Testing a mediation model through multilevel analysis. *European Addiction Research*, 14(1), 53–60.
- Pituch, K. A., Whittaker, T. A., & Stapleton, L. M. (2005). A comparison of methods to test for mediation in multisite experiments. *Multivariate Behavioral Research*, 40(1), 1 - 23.
- Pituch, K. A., Stapleton, L. M., Kang, J. Y. (2006). A comparison of single sample and bootstrap methods to assess mediation in cluster randomized trials. *Multivariate Behavioral Research*, 41(3), 367–400.
- Pituch, K. A., & Stapleton, L. M. (2008). The performance of methods to test upper-level mediation in the presence of nonnormal data. *Multivariate Behavioral Research*, 43(2), 237–267.
- Pituch, K. A., & Stapleton, L. M. (2012). Distinguishing between cross- and cluster-level mediation processes in the cluster randomized trial. *Sociological Methods & Research*, 41(4), 630–670.
- Prati, G. (2012). A social cognitive learning theory of homophobic

- aggression among adolescents. *School Psychology Review*, 41(4), 413-428.
- Preacher, K. J., Zyphur, M. J., & Zhang, Z. (2010). A general multilevel SEM framework for assessing multilevel mediation. *Psychological Methods*, 15(3), 209-233.
- Preacher, K. J., Zhang, Z., & Zyphur, M. J. (2011). Alternative methods for assessing mediation in multilevel data: The advantages of multilevel SEM. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 18(2), 161-182.
- Raudenbush, S. W., & Bryk, A. S. (2002). *Hierarchical linear models: Applications and data analysis methods(2nd)*. London: Sage Publications.
- Reyes, M. R., Brackett, M. A., Rivers, S. E., White, M., & Salovey, P. (2012). Classroom emotional climates, student engagement, and academic achievement. *Journal of Educational Psychology*, 104(3), 700-712.
- Ryu, E. (2008). Evaluation of model fit in multilevel structural equation modeling: Level-specific model fit evaluation and the robustness to non-normality. Doctoral dissertation, Arizona State University.
- Ryu, E. (2015). The role of centering for interaction of level 1 variables in multilevel structural equation models. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 22(4), 617-630.
- Shrout, P. E., & Bolger, N. (2002). Mediation in experimental and nonexperimental studies: New procedures and recommendations. *Psychological Methods*, 7(4), 422-445.
- Sobel, M. E. (1982). Asymptotic confidence intervals for indirect effects in structural equations model. *Sociological Methodology*, 13, 290-312.

- Sun, A., & Xia, J. (2018). Teacher-perceived distributed leadership, teacher self-efficacy and job satisfaction: A multilevel SEM approach using the 2013 TALIS data. *International Journal of Educational Research*, 92, 86-87.
- Talloe, W., Loeys, T., & Moerkerke, B. (2018). Consequences of unreliability of cluster means and unmeasured confounding on causal effects in multilevel mediation models. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 1-21.
- Tofghi, D., & Thoemmes, F. (2014). Single-level and multilevel mediation analysis. *Journal of Early Adolescence*, 34(1), 93-119.
- Weng, L., & Chang, W. (2015). Does impression management really help? A multilevel testing of the mediation role of impression management between personality traits and leader-member exchange. *Asia Pacific Management Review*, 20(1), 2-10.
- Yilirm, S. (2012). Teacher support, motivation, learning strategy use, and achievement: A multilevel mediation model. *The Journal of Experimental Education*, 80(2), 150-172.
- Zhang, Z., Zyphur, M. J., & Preacher, K. J. (2009). Testing multilevel mediation using hierarchical linear models: Problems and solutions. *Organizational Research Methods*, 12(4), 695-719.
- Zhang, X., Xuan, X., Chen, F., Zhang, C., Luo, Y., & Wang, Y. (2016). The relationship among school safety, school liking, and students' self-esteem: Based on a multilevel mediation model. *Journal of School Health*, 86(3), 164-172.
- Zhang, Q., Luo, Y., Zhang, X., & Wang, Y. (2018). The relationship among school safety, school satisfaction, and students' cigarette smoking: Based on a multilevel mediation model. *Children and Youth Services Review*, 88, 96-102.

[부록 1] 모의실험 명령어(Stata code, Mplus code)

1) 연구1 모의실험 명령어⁴²⁾

```
1) Stata code

local i=1;
while `i' <= 1000 {;
  set obs 30;
  gen mu0j=.3*invnormal(uniform());
  gen yu0j=.3*invnormal(uniform());
  gen x=invnormal(uniform());
  gen m_bar= 0+.39*x+ mu0j;
  gen id=_n;
  sort id;
  save rep_`i'_m_bar.dta, replace;  clear;

  set obs 1500;
  gen yrij=0.6*invnormal(uniform());
  gen m_i=0.6*invnormal(uniform());
  gen id =int((_n-1)/50)+1 ;
  sort id;
  merge id using rep_`i'_m_bar.dta;
  gen m=m_bar + m_i;
  drop _merge;
  gen y= 0 + 0.14*x + (.39)*m_bar + yu0j + (.39)*(m_i) + yrij;
  sort id;
  save rep_`i'.dta, replace;
  clear;
  local i= `i' + 1;
};
```

42) 부록에 제시한 명령어는 연구1의 예시에 해당한다. 다층 자료의 조건은 집단의 수가 30, 집단 크기가 50, ICC가 0.20에 해당한다. 또한, 맥락효과 조건은 맥락효과가 없는 유형으로 b_B 는 0.39, b_W 는 0.39에 해당한다.

2) Mplus code

```
DATA: file=rep_list1000.dat;  
      type=montecarlo;
```

```
VARIABLE: names = yrij m_i id mu0j yu0j x m_bar m y ;  
            missing are all (-9999) ;  
            usevariables=y m x;  
            within=;  
            between=x ;  
            cluster=id;
```

```
ANALYSIS: TYPE = TWOLEVEL;
```

```
MODEL:
```

```
  %WITHIN%
```

```
  y ON m *-0.39 (bw);
```

```
  m*0.36;
```

```
  y*0.36;
```

```
  %BETWEEN%
```

```
  x*1;
```

```
  m*0.09;
```

```
  y*0.09;
```

```
  m on x *0.39 (a);
```

```
  y on m *0.59 (bb);
```

```
  y on x *0.14 (direct1);
```

```
MODEL CONSTRAINT:
```

```
  NEW(indb*0.2301);
```

```
  indb=a*bb;
```

2) 연구2 모의실험 명령어⁴³⁾

1) Stata code

```
local i=1;
while `i' <= 1000 {;
matrix Cov2 = (1 ,0.14 \ 0.14, 1);
drawnorm x1 x2, n(150) corr(Cov2) ;
gen mu0j=0.3*invnrmal(uniform());
gen yu0j=0.3*invnrmal(uniform());
gen m_bar= 0+.39*x1+0.14*x2 + mu0j;
gen id=_n;
sort id;
save rep_`i'_m_bar.dta, replace; clear;

set obs 7500;
gen yrij=0.6*invnrmal(uniform());
gen m_i=0.6*invnrmal(uniform());
gen id =int((_n-1)/50)+1 ;
sort id;
merge id using rep_`i'_m_bar.dta;
gen m=m_bar + m_i;
drop _merge;
gen y= 0 + 0.14*x1 +0.14*x2 +0.39*m_bar+yu0j +(0.39)*m_i + yrij;
sort id;
save rep_`i'.dta, replace; clear;
local i= `i' + 1;
};
```

43) 부록에 제시한 명령어는 연구2의 예시에 해당한다. 다층 자료의 조건은 집단의 수가 150, 집단 크기가 50, ICC가 0.20에 해당한다. 또한, 맥락효과 조건은 맥락효과가 없는 유형으로 b_B 는 0.39, b_W 는 0.39에 해당한다.

2) Mplus code

DATA: file=rep_list1000.dat;

type=montecarlo;

VARIABLE: names = rij m_i id x1 x2 mu0j yu0j m_bar m y;

missing are all (-9999) ;

usevariables=y m x1 x2;

within =;

between=x1 x2 ;

cluster=id;

ANALYSIS: TYPE = TWOLEVEL;

MODEL:

%WITHIN%

y ON m *.14 (bw);

m*.36; y*.36;

%BETWEEN%

x1*1; x2*1; m*.09; y*.09;

m on x1 *.39 (a1);

m on x2 *.14 (a2);

y on m*.39 (bb);

y on x1 *.14 (direct1);

y on x2 *.14 (direct2);

MODEL CONSTRAINT:

NEW(indb2a*.1521 indb2b*.0546);

indb2a=a1*bb;

indb2b=a2*bb;

3) 연구3 모의실험 명령어⁴⁴⁾

1) Stata code

```
local i=1;
while `i' <= 1000 {;
set obs 30;
gen x=invnormal(uniform());
matrix Cov2 = (1 ,.01 \ 0.01, 1);
drawnorm m1u m2u, n(30) corr(Cov2) ;
gen yu0j=0.3*invnormal(uniform());
gen m1u0j=0.3*m1u; gen m2u0j=0.3*m2u;
gen m1_bar= 0+.39*x + m1u0j;
gen m2_bar= 0+.39*x + m2u0j;
gen id=_n; sort id;
save rep_`i'_m_bar.dta, replace; clear;
set obs 150;
gen yrij=0.6*invnormal(uniform());
gen m1_i=0.6*invnormal(uniform()); gen m2_i=0.6*invnormal(uniform());
gen id =int((_n-1)/5)+1 ;
sort id;
merge id using rep_`i'_m_bar.dta;
gen m1=m1_bar + m1_i;
gen m2=m2_bar + m2_i;
drop _merge;
gen y= 0 + .14*x +0.39*m1_bar +0.39*m2_bar+yu0j +(0.39)*m1_i
+(0.39)*m2_i+ yrij;
sort id;
save rep_`i'.dta, replace; clear;
local i= `i' + 1;
};
```

44) 부록에 제시한 명령어는 연구3의 예시에 해당한다. 다층 자료의 조건은 집단의 수가 30, 집단 크기가 5, ICC가 0.20에 해당한다. 또한, 맥락효과 조건은 두 매개변수가 모두 맥락효과를 갖고 있지 않은 유형으로 b_{w1} 는 0.39, b_{w2} 는 0.39에 해당한다.

2) Mplus code

```
DATA: file=rep_list1000.dat;  
type=montecarlo;
```

VARIABLE:

```
names=yrij m1_i m2_i id x m1u m2u yu0j m1u0j m2u0j  
m1_bar m2_bar m1 m2 y;  
missing = (-9999) ;  
usevariables=y m1 m2 x;  
within =;  
between=x;  
cluster=id;
```

```
ANALYSIS: TYPE = TWOLEVEL;
```

MODEL:

```
%WITHIN%
```

```
y ON m1 *.39 (bw1);  
y ON m2 *.39 (bw2);  
m1*.36; m2*.36; y*.36;
```

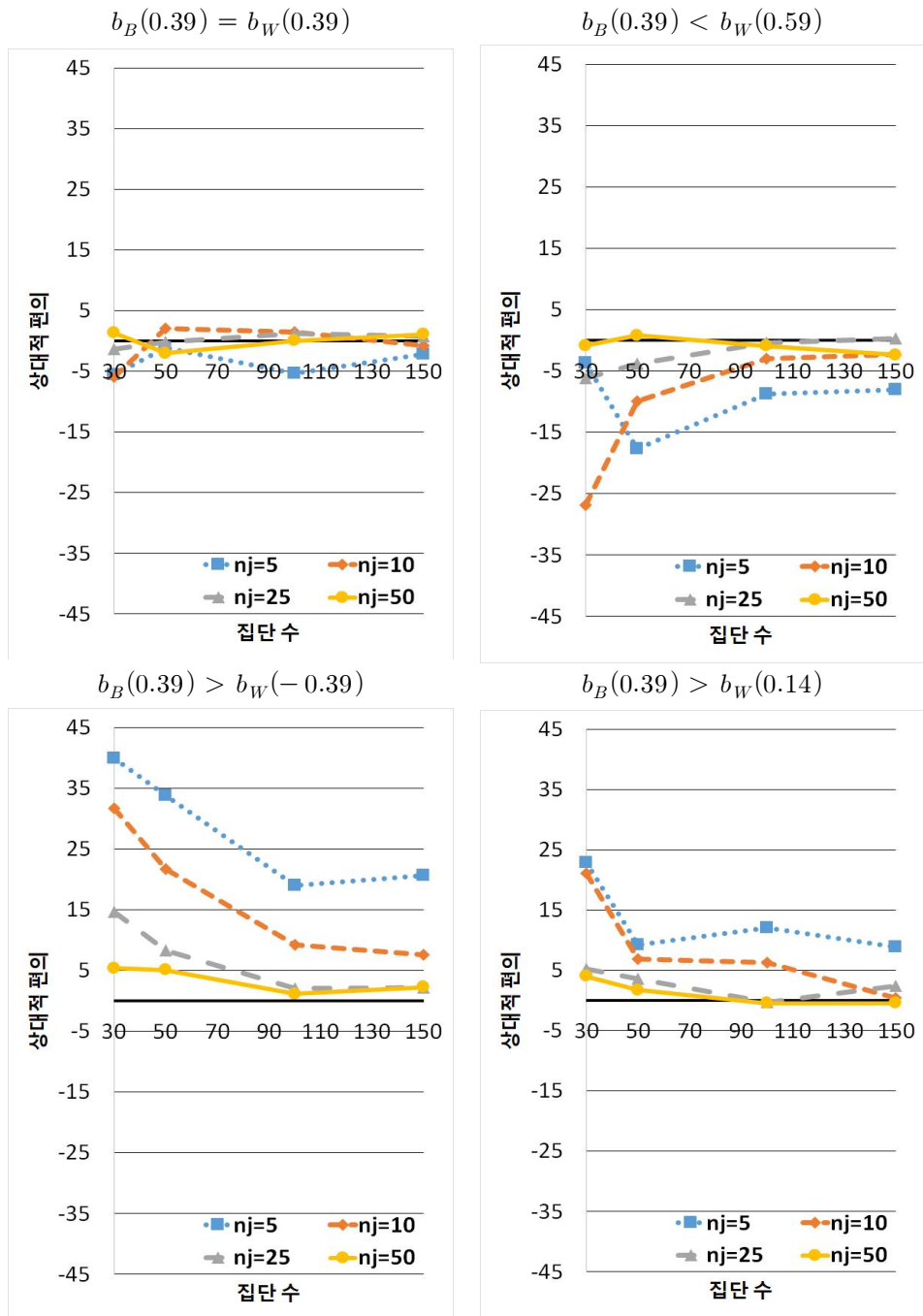
```
%BETWEEN%
```

```
x*1; m1*.09; m2*.09; y*.09;  
m1 on x *.39 (a1);  
m2 on x *.39 (a2);  
y on m1 *.39 (bb1);  
y on m2 *.39 (bb2);  
y on x *.14 (direct1);
```

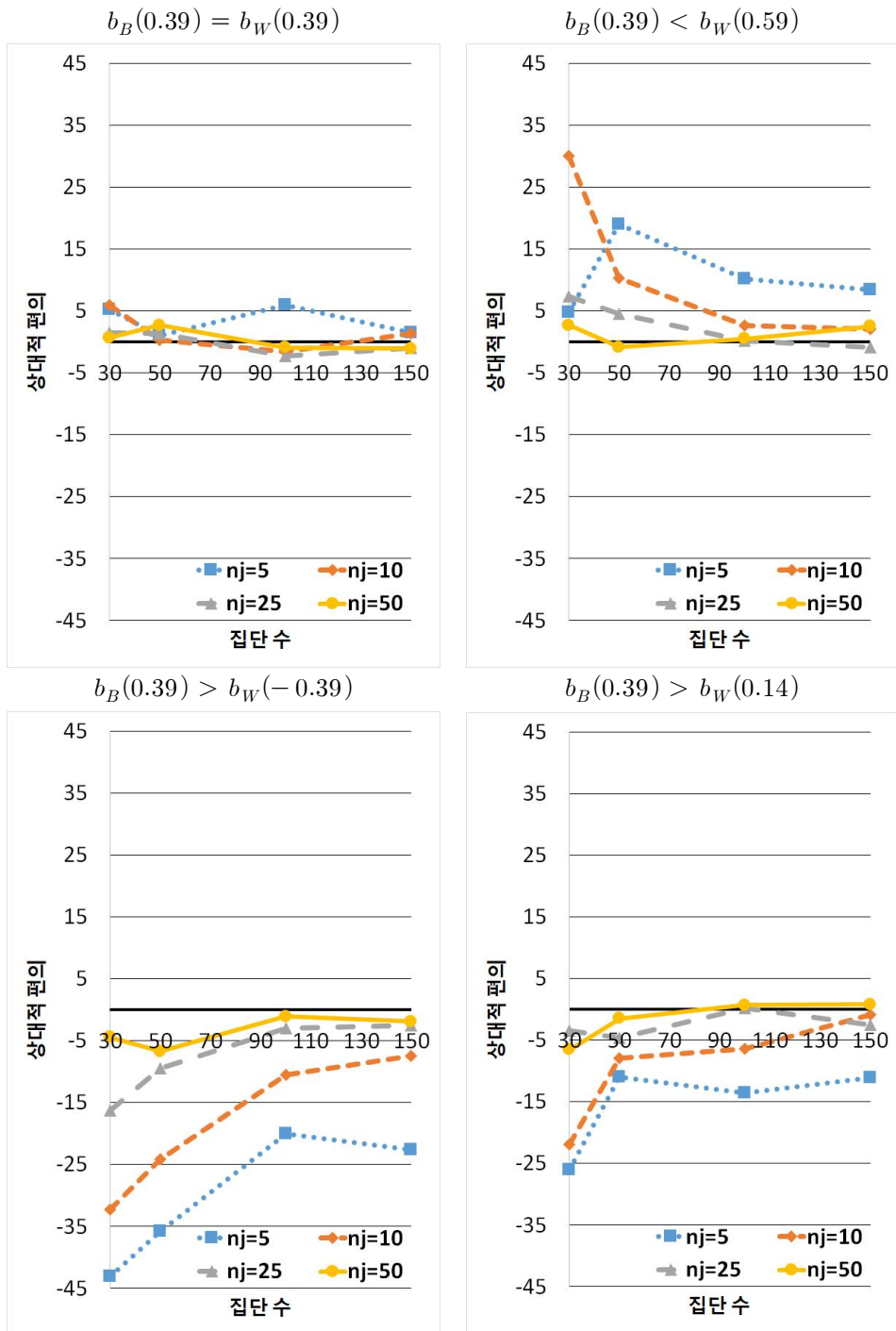
MODEL CONSTRAINT:

```
NEW(indb2a*.1521 indb2b*.1521);  
indb2a=a1*bb1;  
indb2b=a2*bb2;
```

[부록 2] 연구1 결과 (ICC가 0.10일 때의 결과)

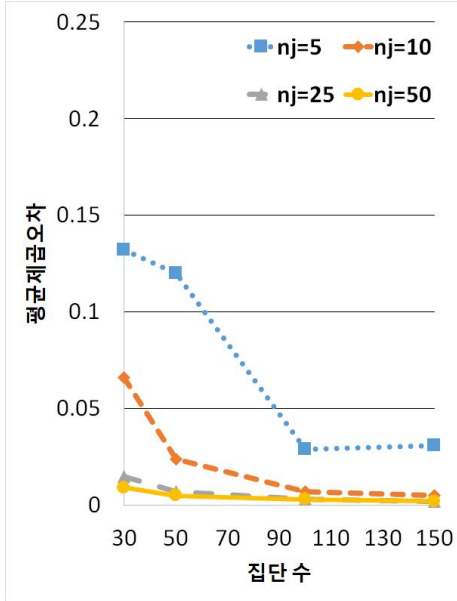


[그림 부록 2-1] 자료 조건에 따른 간접효과의 상대적 편의(ICC=0.10)

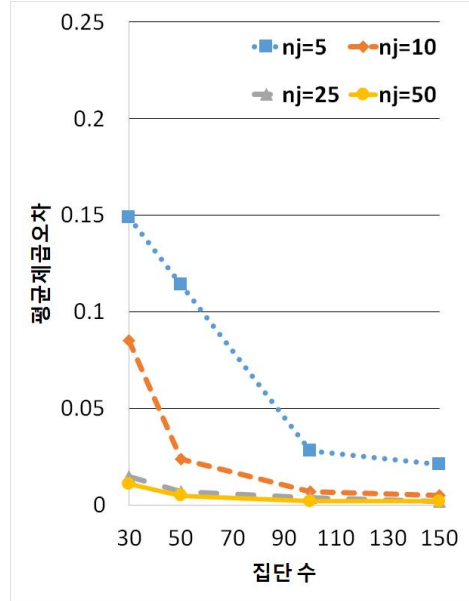


[그림 부록 2-2] 자료 조건에 따른 직접효과의 상대적 편의(ICC=0.10)

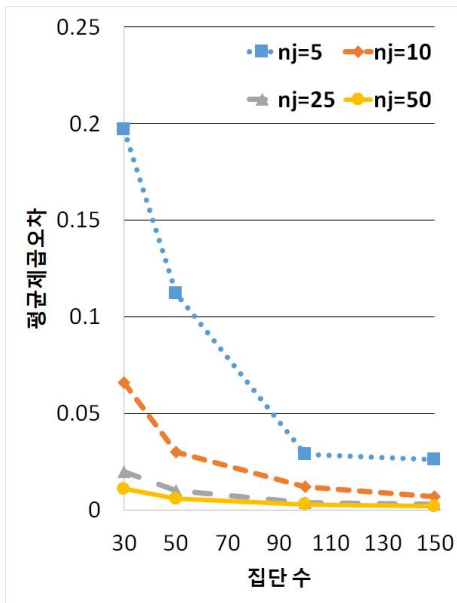
$$b_B(0.39) = b_W(0.39)$$



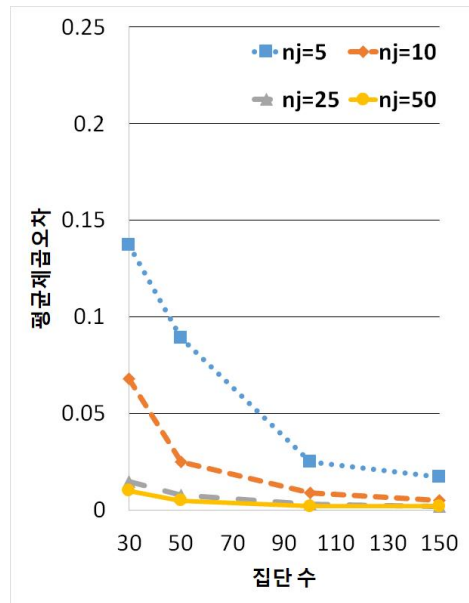
$$b_B(0.39) < b_W(0.59)$$



$$b_B(0.39) > b_W(-0.39)$$

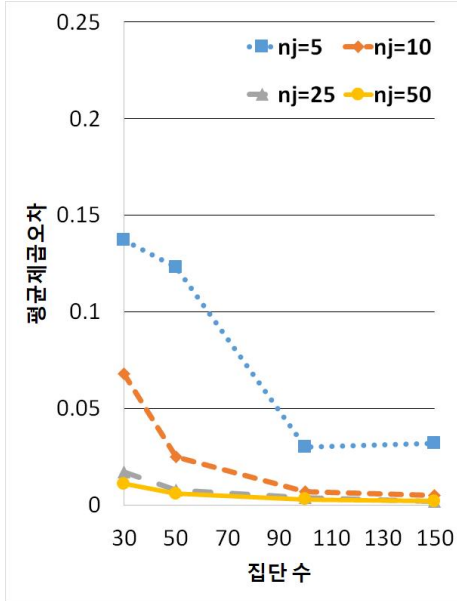


$$b_B(0.39) > b_W(0.14)$$

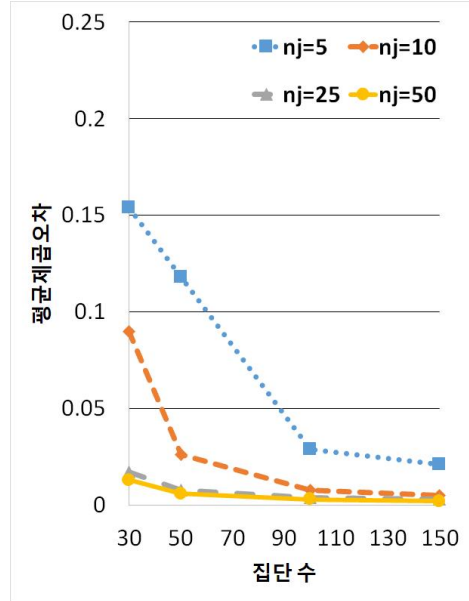


[그림 부록 2-3] 자료 조건에 따른 간접효과의 평균제곱오차(ICC=0.10)

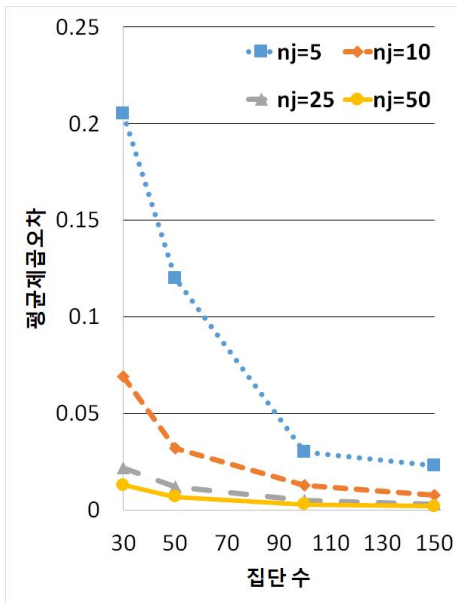
$$b_B(0.39) = b_W(0.39)$$



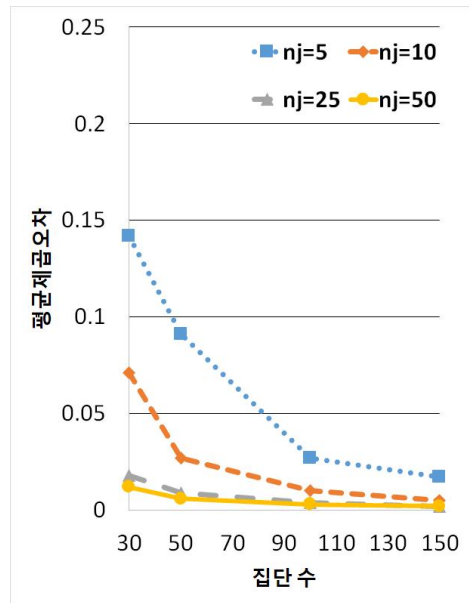
$$b_B(0.39) < b_W(0.59)$$



$$b_B(0.39) > b_W(-0.39)$$

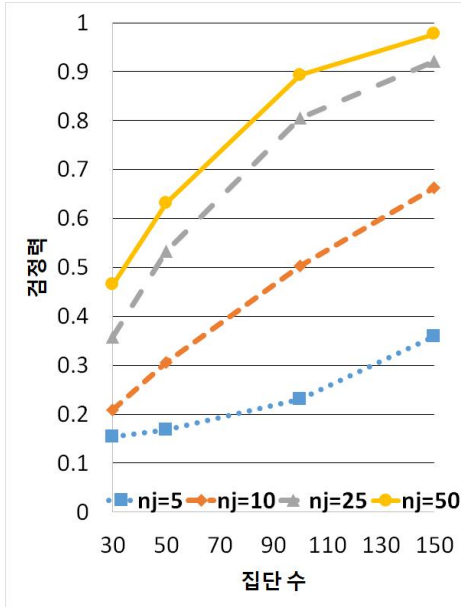


$$b_B(0.39) > b_W(0.14)$$

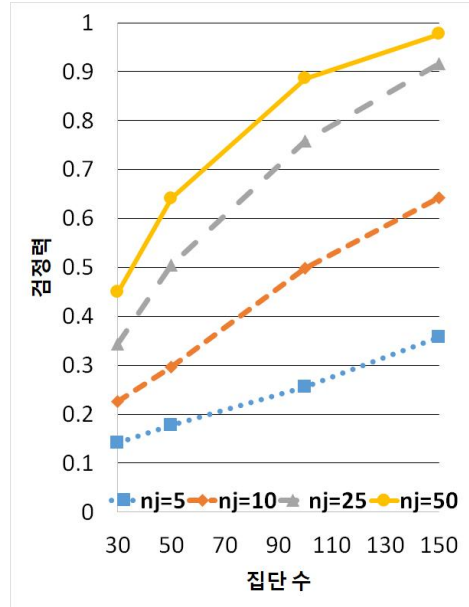


[그림 부록 2-4] 자료 조건에 따른 직접효과의 평균제곱오차(ICC=0.10)

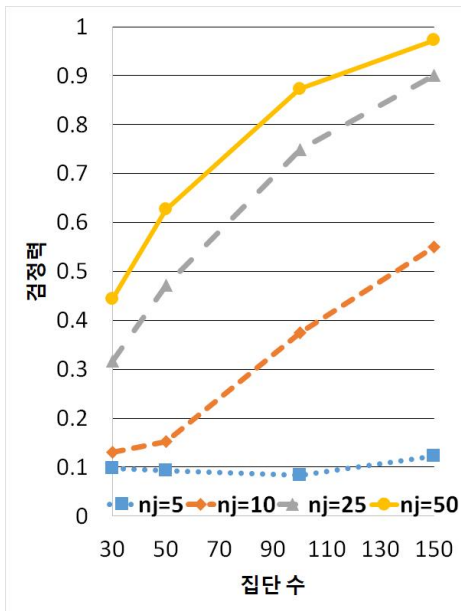
$$b_B(0.39) = b_W(0.39)$$



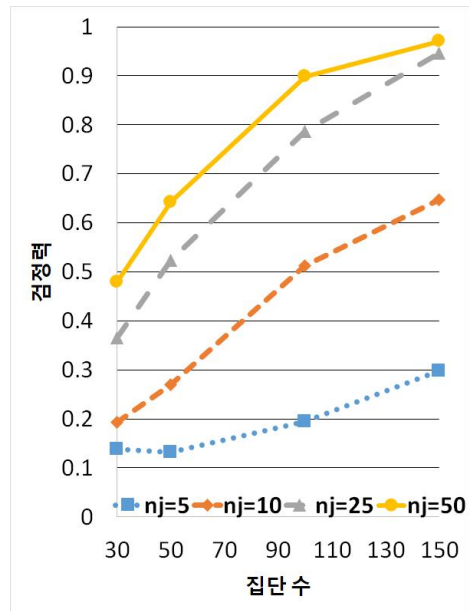
$$b_B(0.39) < b_W(0.59)$$



$$b_B(0.39) > b_W(-0.39)$$

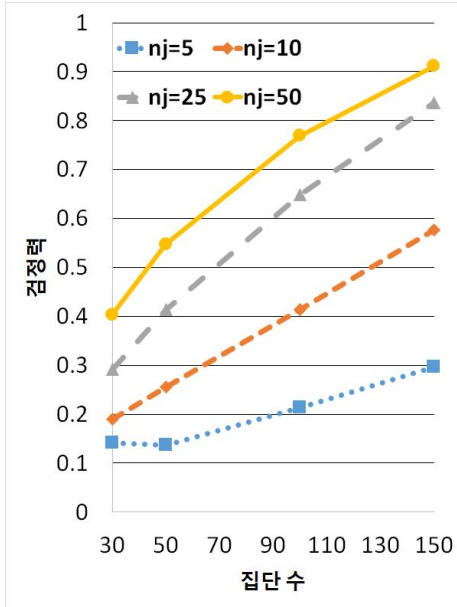


$$b_B(0.39) > b_W(0.14)$$

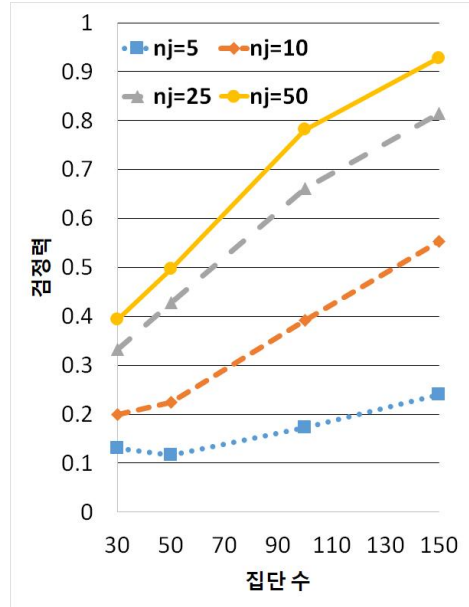


[그림 부록 2-5] 자료 조건에 따른 간접효과의 검정력(ICC=0.10)

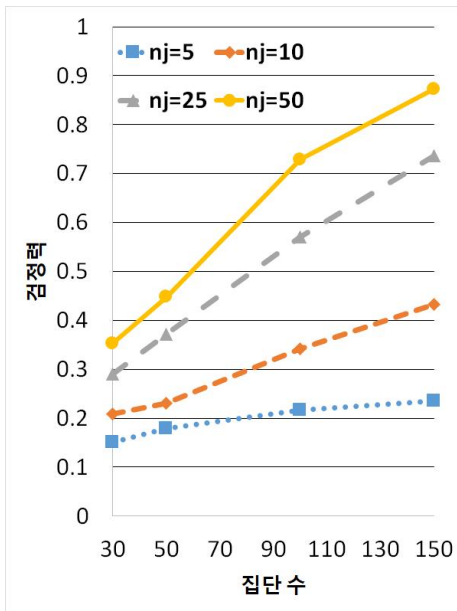
$$b_B(0.39) = b_W(0.39)$$



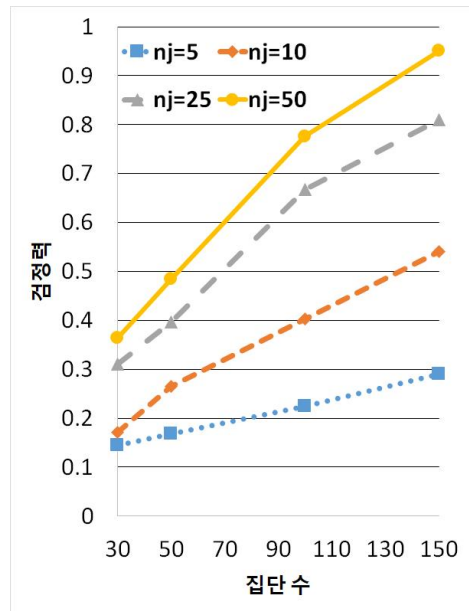
$$b_B(0.39) < b_W(0.59)$$



$$b_B(0.39) > b_W(-0.39)$$



$$b_B(0.39) > b_W(0.14)$$

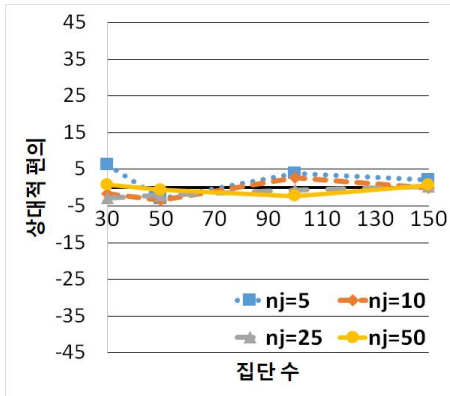


[그림 부록 2-6] 자료 조건에 따른 직접 효과의 검정력(ICC=0.10)

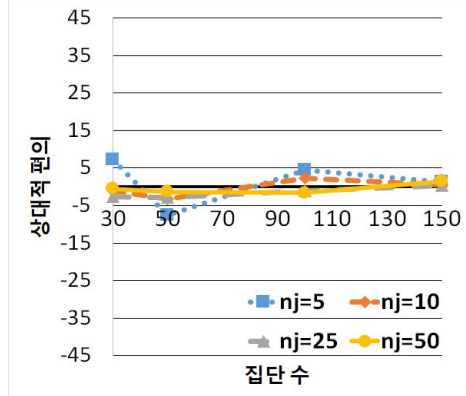
[부록 3] 연구2 결과 (ICC가 0.10일 때의 결과)

간접효과1

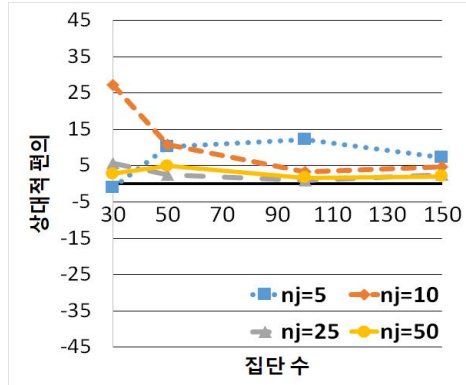
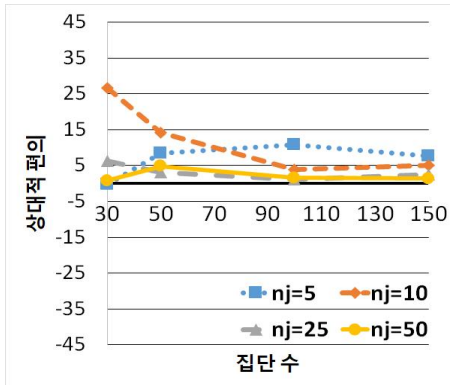
$[b_B(\text{medium}) = b_W(\text{medium})\text{인 조건}]$



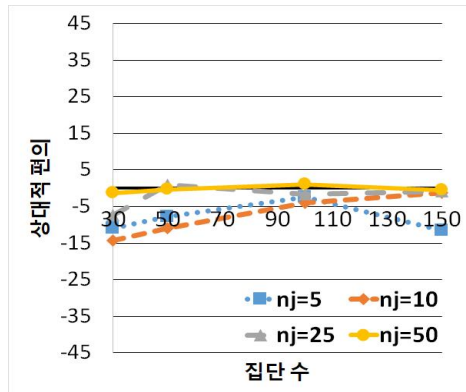
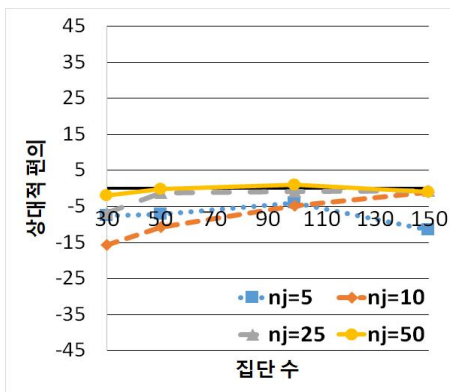
간접효과2



$[b_B(\text{medium}) > b_W(\text{small})\text{인 조건}]$



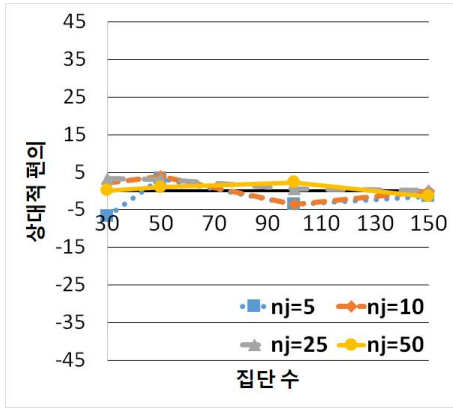
$[b_B(\text{medium}) < b_W(\text{large})\text{인 조건}]$



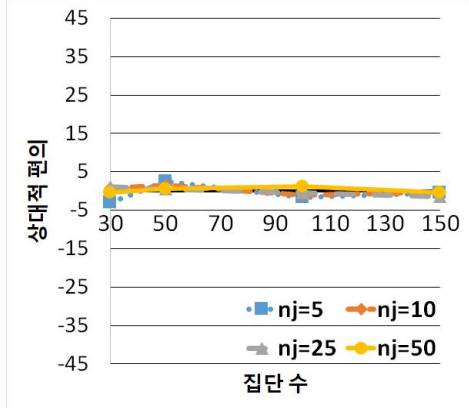
[그림 부록 3-1] 자료 조건에 따른 간접효과1·2의 상대적 편의(ICC=0.10)

직접효과1

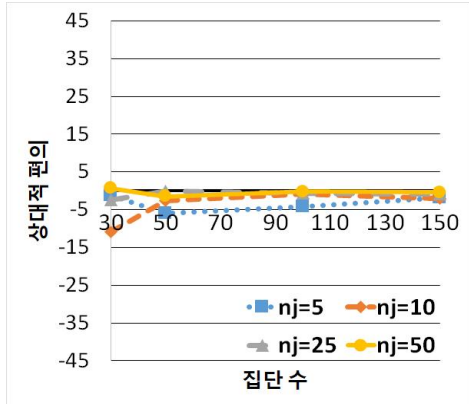
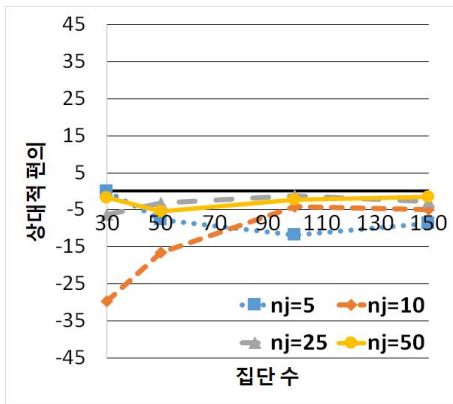
$[b_B(\text{medium}) = b_W(\text{medium})\text{인 조건}]$



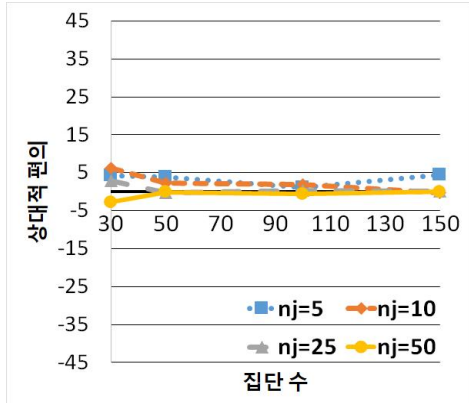
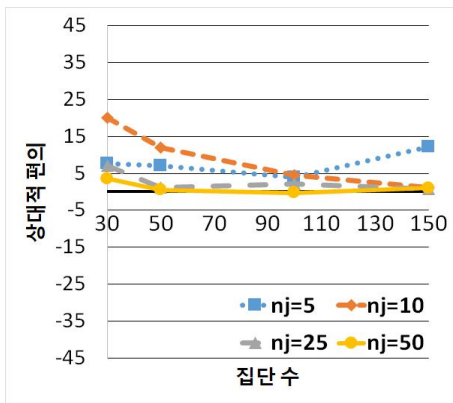
직접효과2



$[b_B(\text{medium}) > b_W(\text{small})\text{인 조건}]$



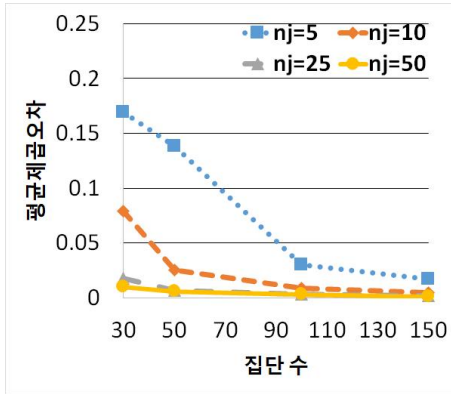
$[b_B(\text{medium}) < b_W(\text{large})\text{인 조건}]$



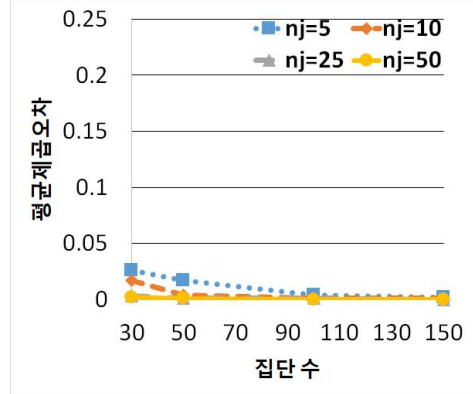
[그림 부록 3-2] 자료 조건에 따른 직접효과1·2의 상대적 편의(ICC=0.10)

간접효과1

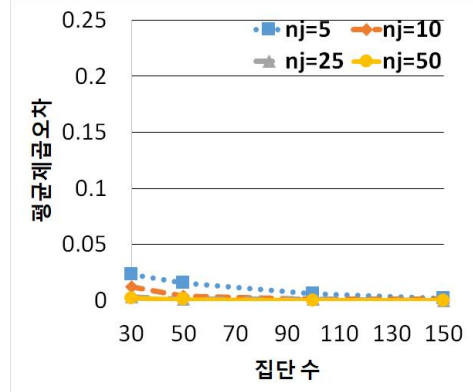
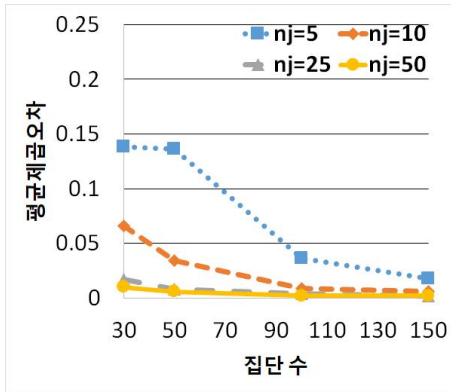
[$b_B(\text{medium}) = b_W(\text{medium})$ 인 조건]



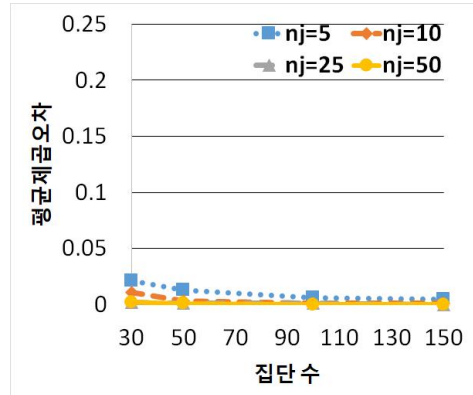
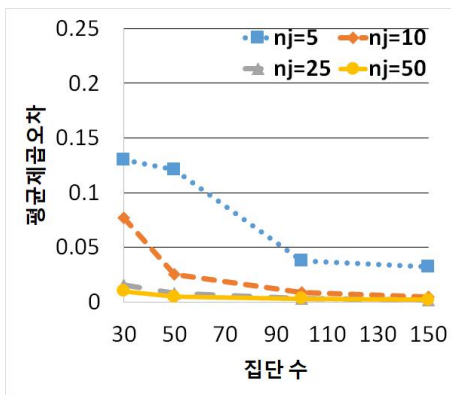
간접효과2



[$b_B(\text{medium}) > b_W(\text{small})$ 인 조건]



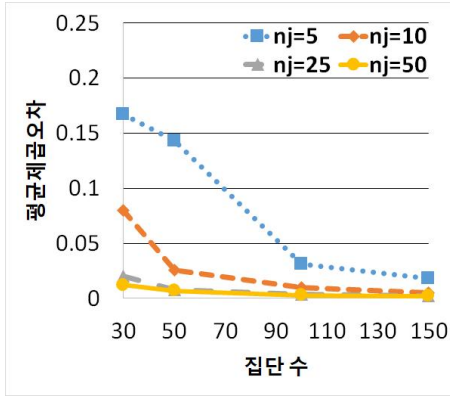
[$b_B(\text{medium}) < b_W(\text{large})$ 인 조건]



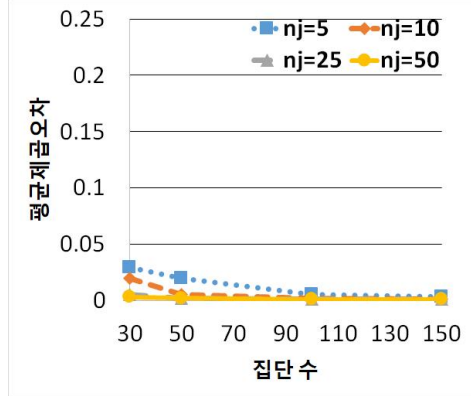
[그림 부록 3-3] 자료 조건에 따른 간접효과1·2의 평균제곱오차(ICC=0.10)

직접효과1

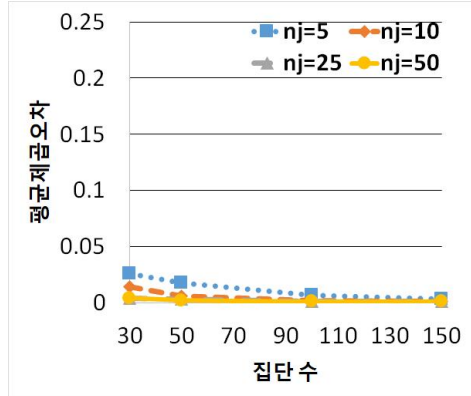
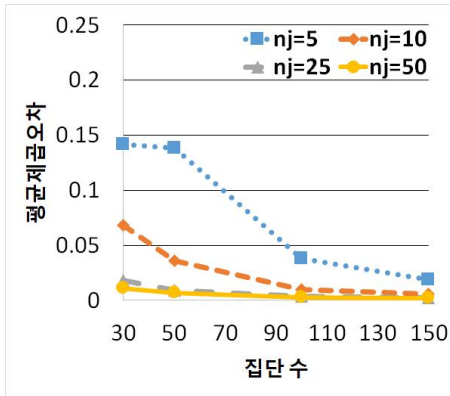
[$b_B(\text{medium}) = b_W(\text{medium})$ 인 조건]



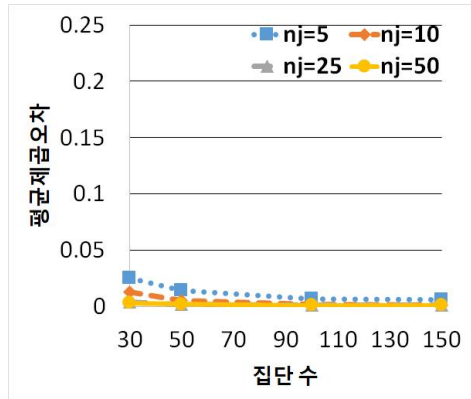
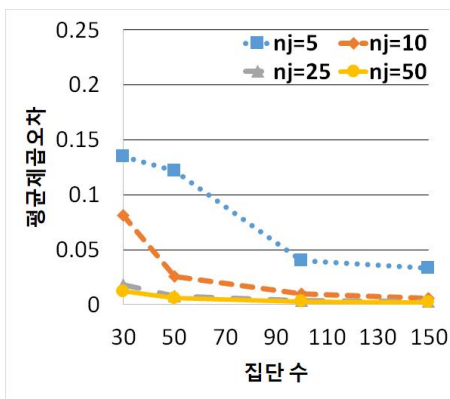
직접효과2



[$b_B(\text{medium}) > b_W(\text{small})$ 인 조건]



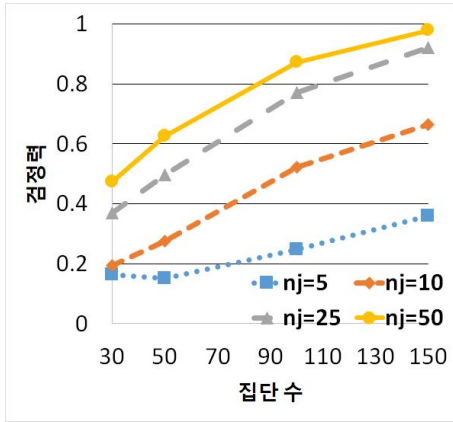
[$b_B(\text{medium}) < b_W(\text{large})$ 인 조건]



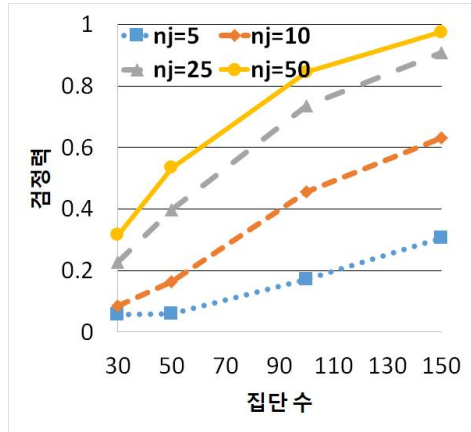
[그림 부록 3-4] 자료 조건에 따른 직접효과1·2의 평균제곱오차(ICC=0.10)

간접효과1

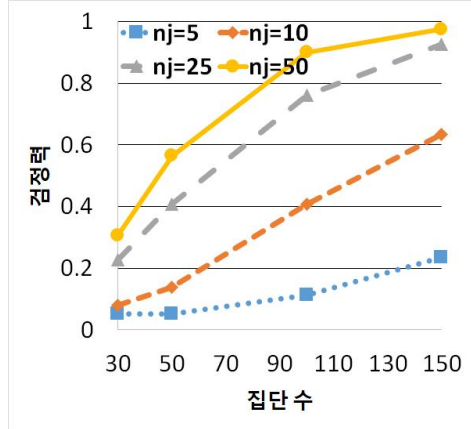
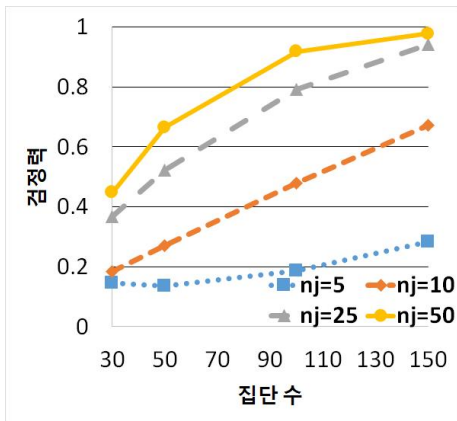
$[b_B(\text{medium}) = b_W(\text{medium})\text{인 조건}]$



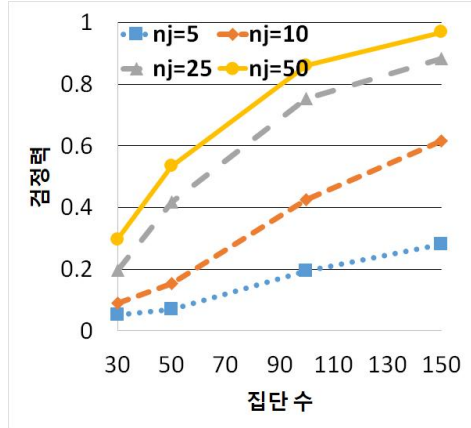
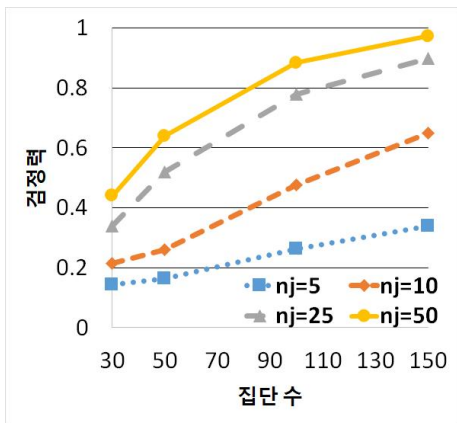
간접효과2



$[b_B(\text{medium}) > b_W(\text{small})\text{인 조건}]$



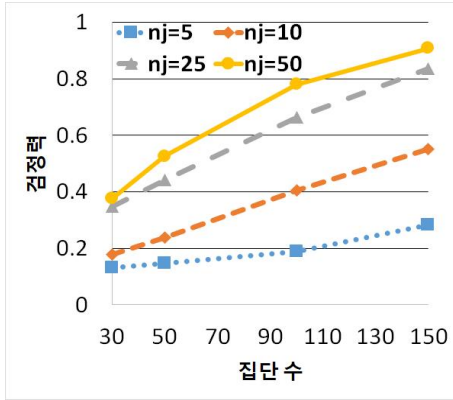
$[b_B(\text{medium}) < b_W(\text{large})\text{인 조건}]$



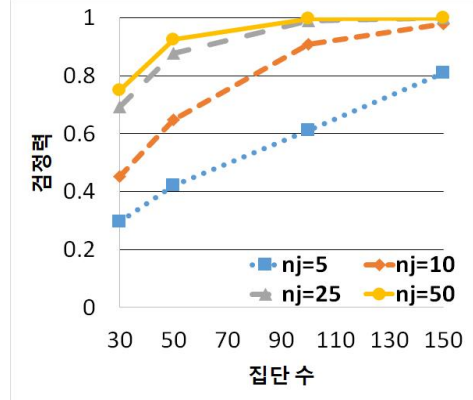
[그림 부록 3-5] 자료 조건에 따른 간접효과1·2의 검정력(ICC=0.10)

직접효과1

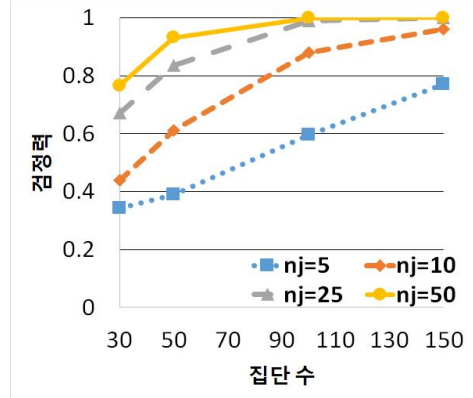
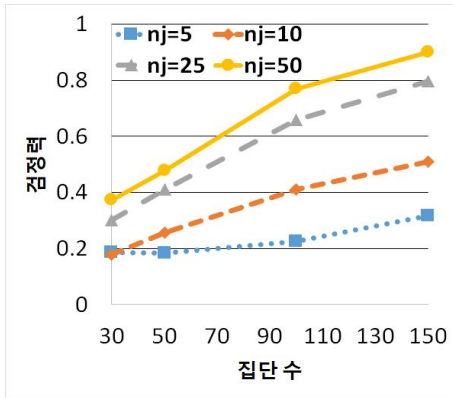
$[b_B(\text{medium}) = b_W(\text{medium})\text{인 조건}]$



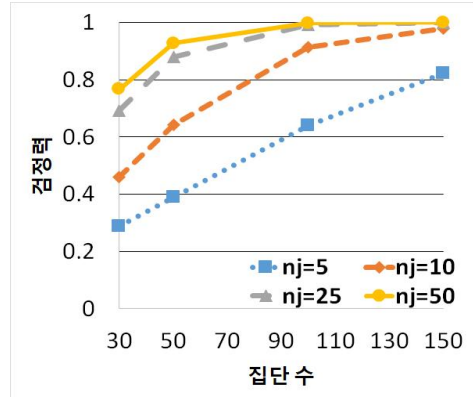
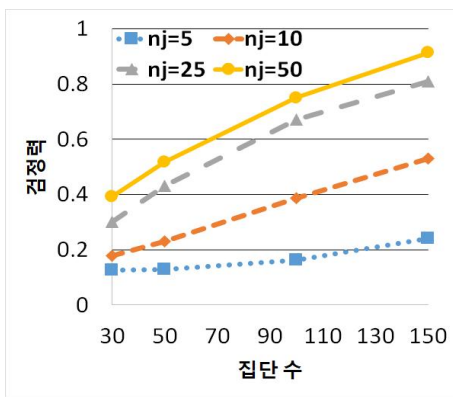
직접효과2



$[b_B(\text{medium}) > b_W(\text{small})\text{인 조건}]$



$[b_B(\text{medium}) < b_W(\text{large})\text{인 조건}]$



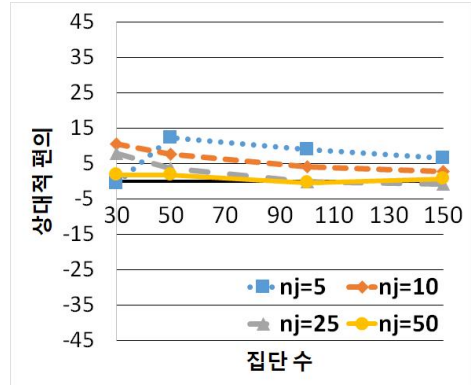
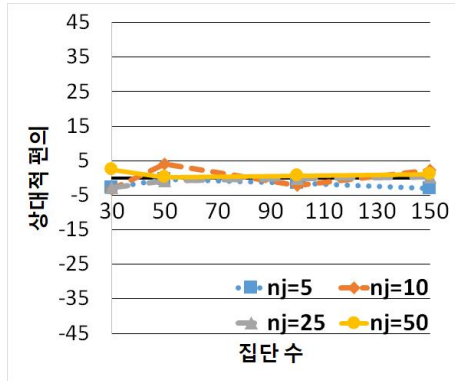
[그림 부록 3-6] 자료 조건에 따른 직접효과1·2의 검정력(ICC=0.10)

[부록 4] 연구3 결과 (ICC가 0.10일 때의 결과)

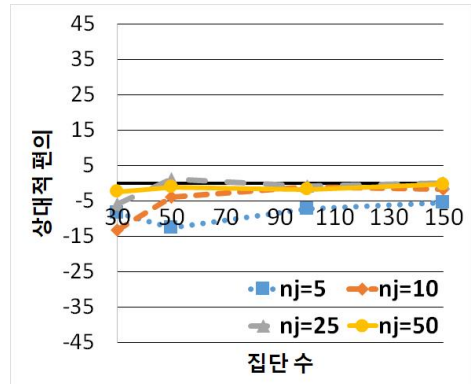
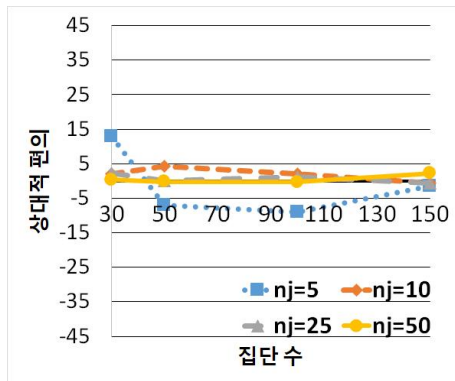
$$b_{W1} = 0.39, b_{W2} = 0.39$$

$$b_{W1} = 0.14, b_{W2} = 0.59$$

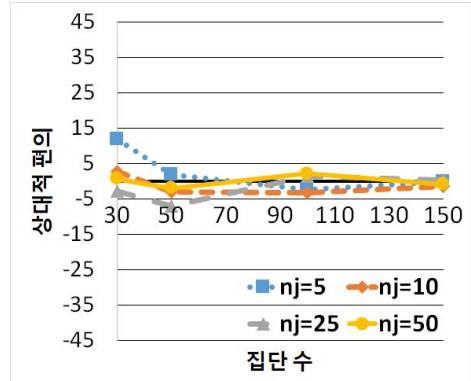
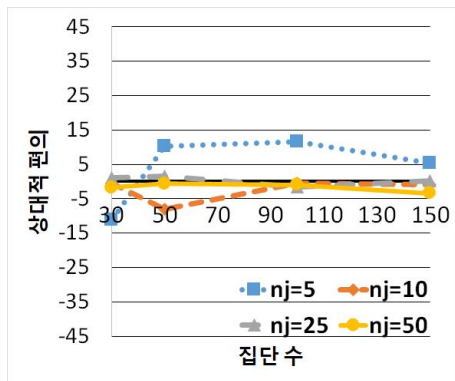
간접효과1



간접효과2



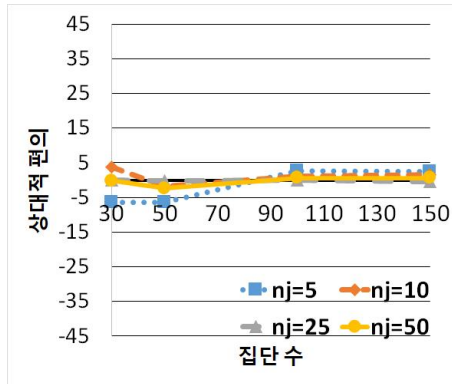
직접효과



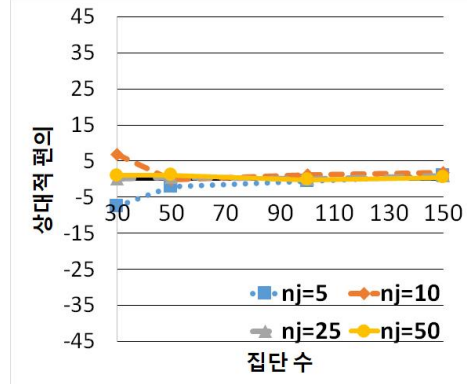
[그림 부록 4-1] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 상대적 편의-1

$$b_{w1} = 0.39, b_{w2} = 0.59$$

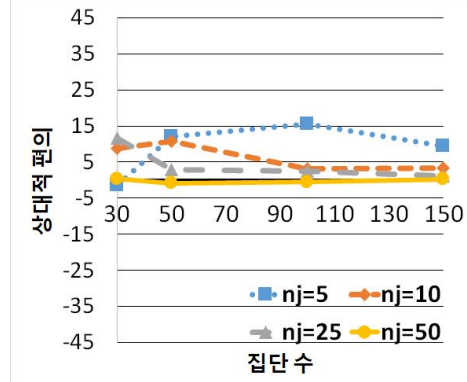
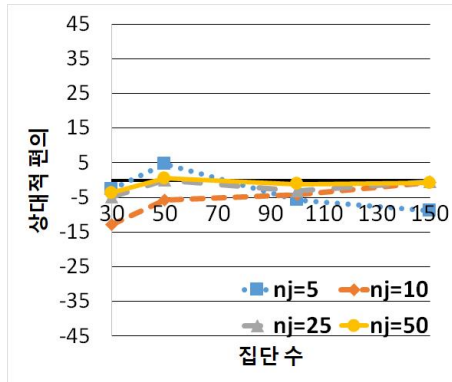
간접효과1



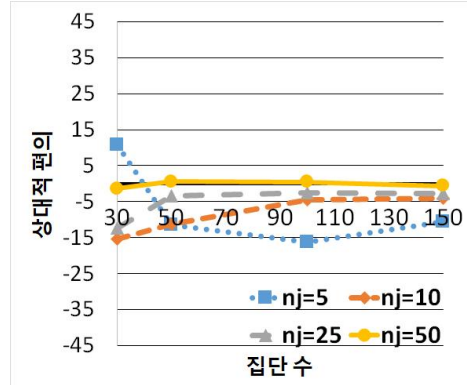
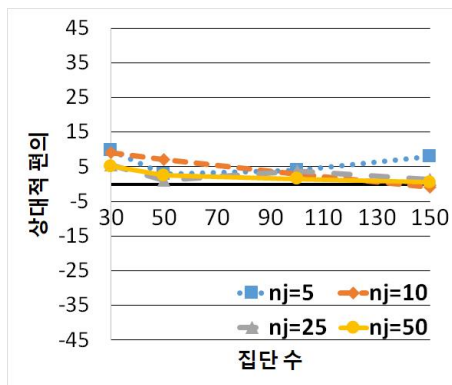
$$b_{w1} = 0.39, b_{w2} = 0.14$$



간접효과2



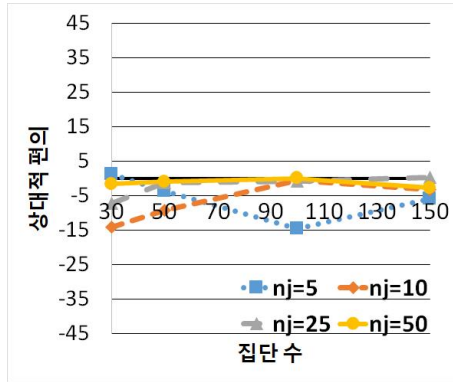
직접효과



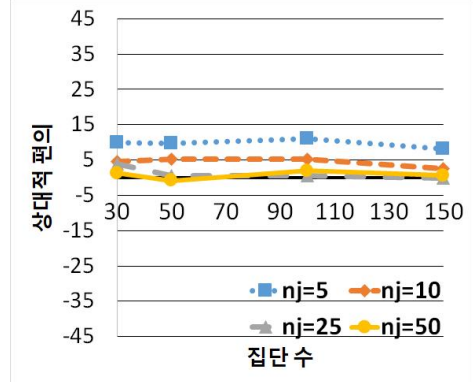
[그림 부록 4-2] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 상대적 편의-2

$$b_{w1} = 0.59, b_{w2} = 0.59$$

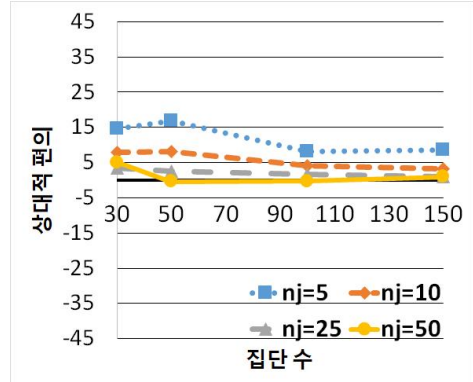
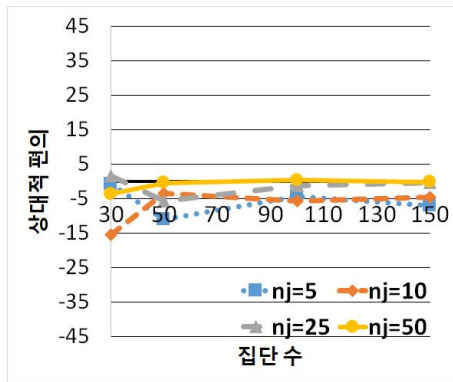
간접효과1



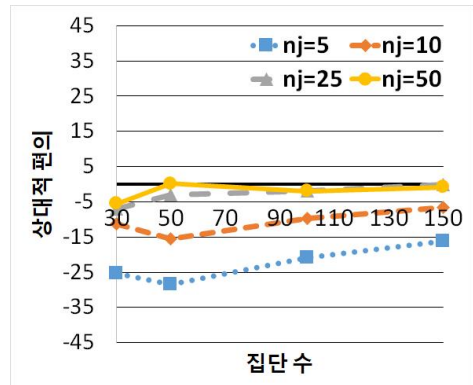
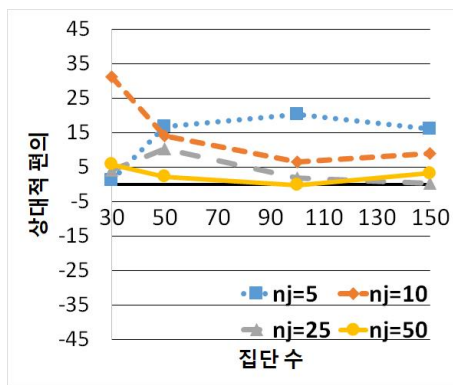
$$b_{w1} = 0.14, b_{w2} = 0.14$$



간접효과2



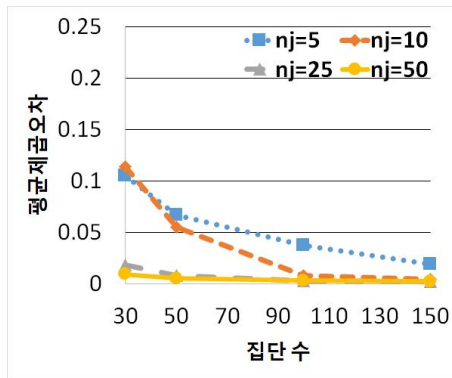
직접효과



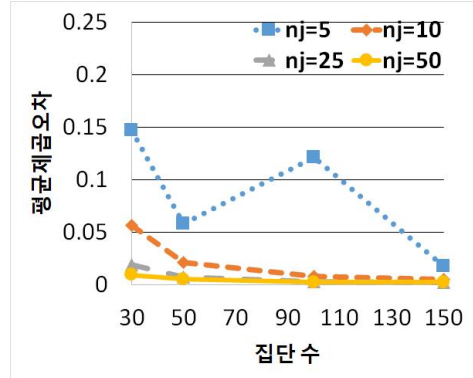
[그림 부록 4-3] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 상대적 편의-3

$$b_{w1} = 0.39, b_{w2} = 0.39$$

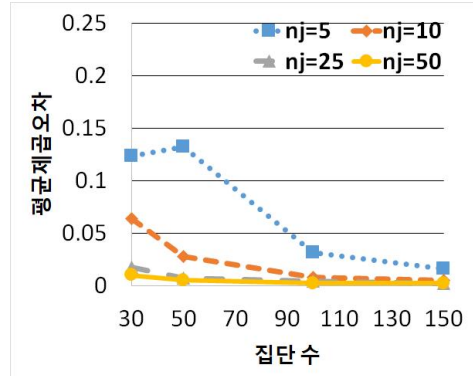
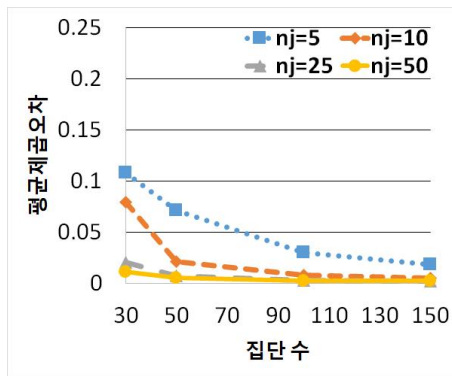
간접효과1



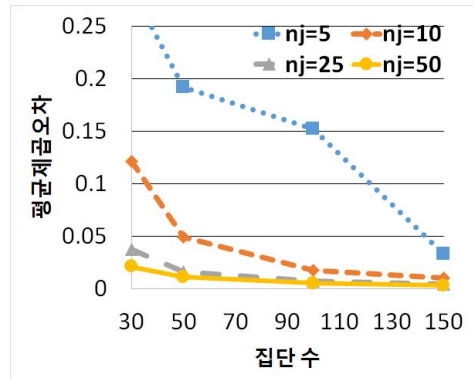
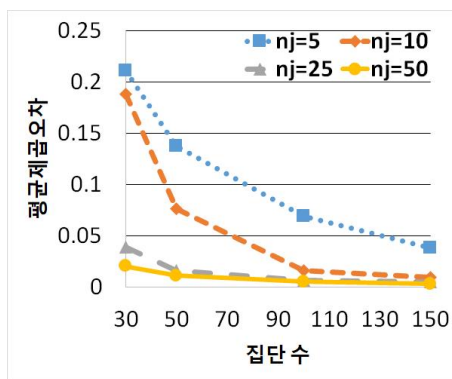
$$b_{w1} = 0.14, b_{w2} = 0.59$$



간접효과2



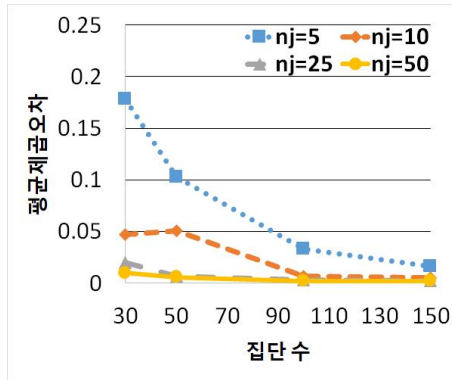
직접효과



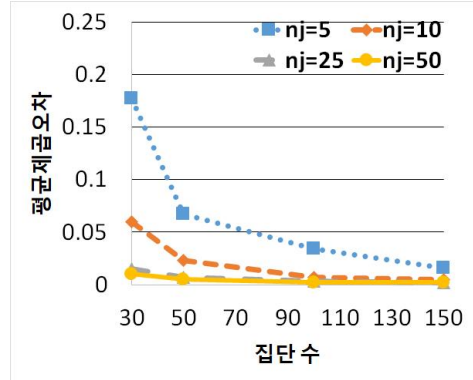
[그림 부록 4-4] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 평균제곱오차-1

$$b_{w1} = 0.39, b_{w2} = 0.59$$

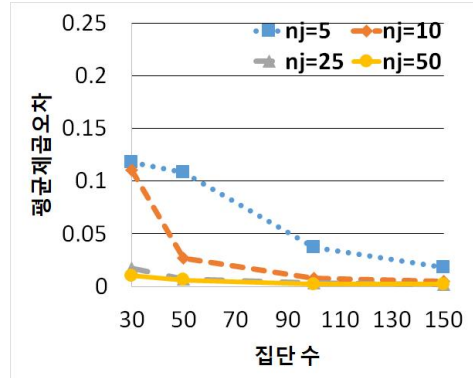
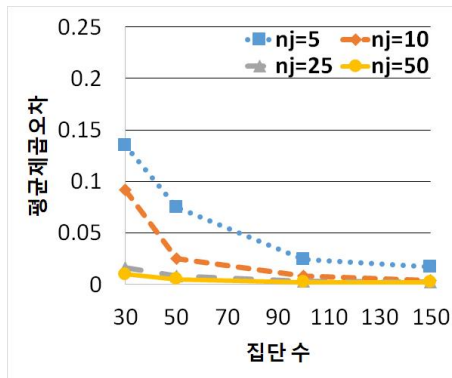
간접효과1



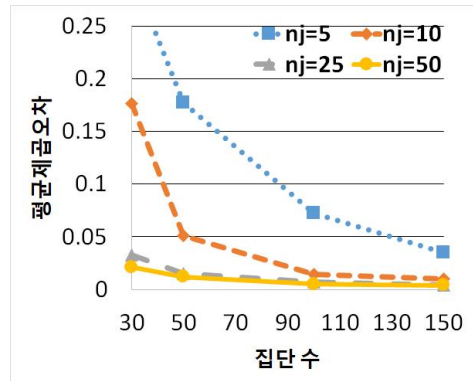
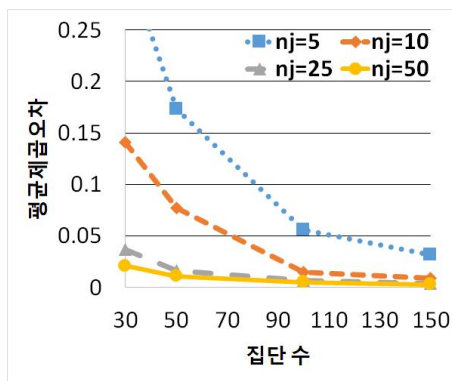
$$b_{w1} = 0.39, b_{w2} = 0.14$$



간접효과2



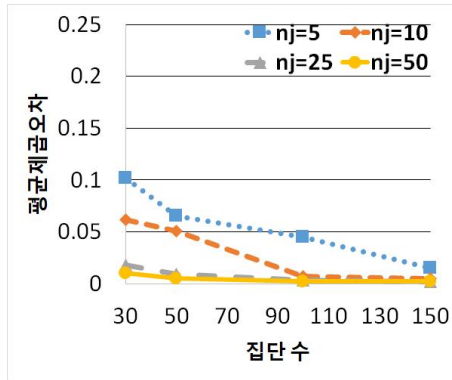
직접효과



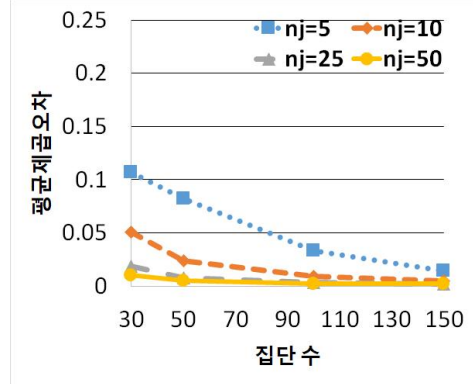
[그림 부록 4-5] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 평균제곱오차-2

$$b_{w1} = 0.59, b_{w2} = 0.59$$

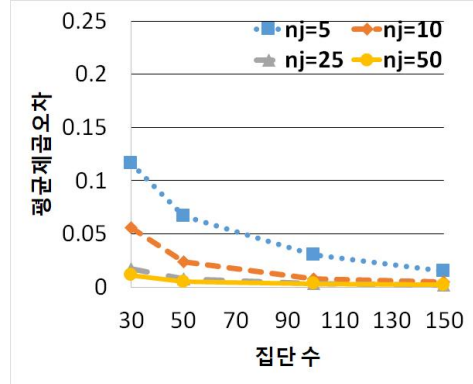
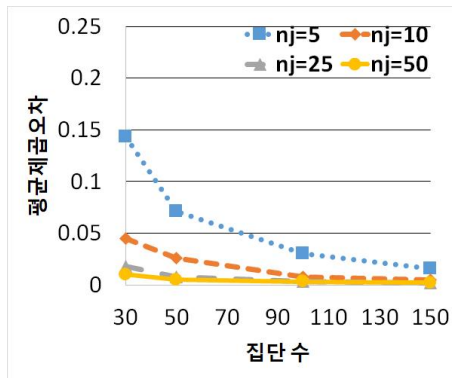
간접효과1



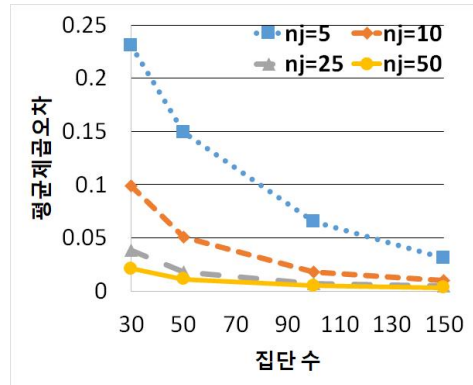
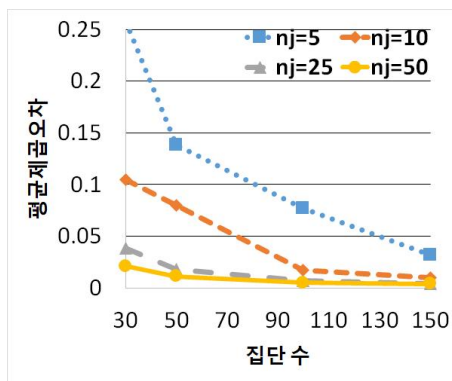
$$b_{w1} = 0.14, b_{w2} = 0.14$$



간접효과2



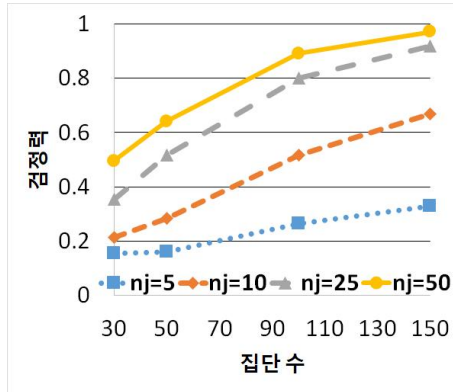
직접효과



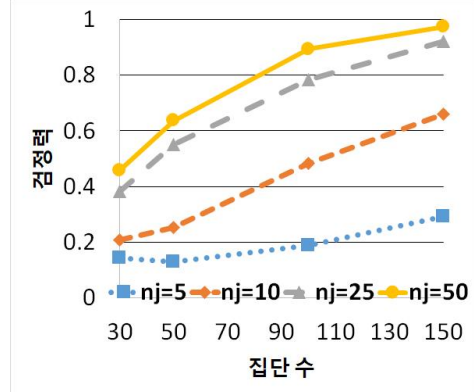
[그림 부록 4-6] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 평균제곱오차-3

$$b_{w1} = 0.39, b_{w2} = 0.39$$

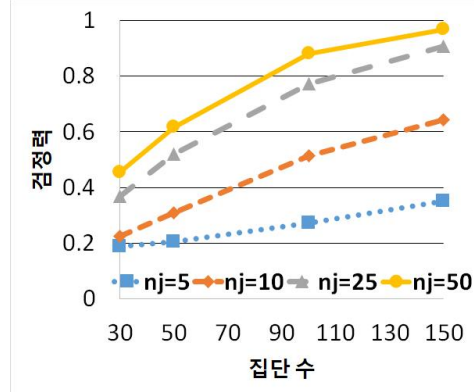
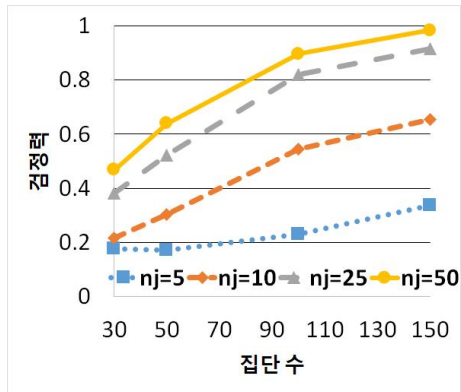
간접효과1



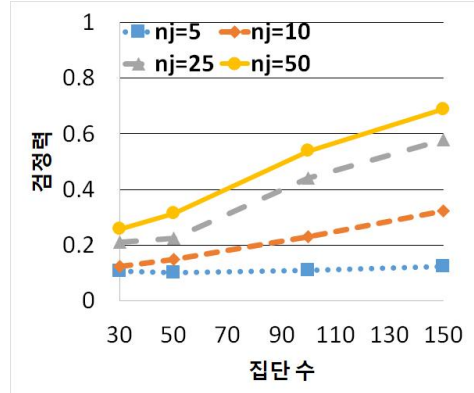
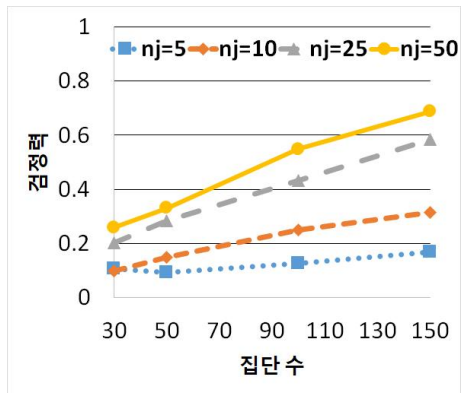
$$b_{w1} = 0.14, b_{w2} = 0.59$$



간접효과2



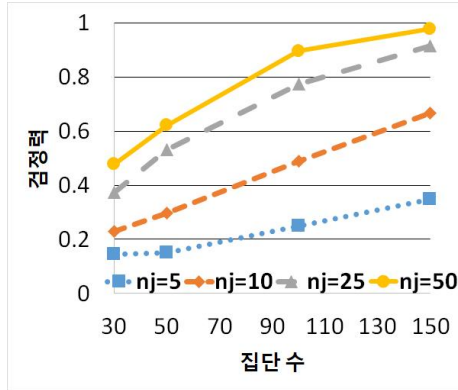
직접효과



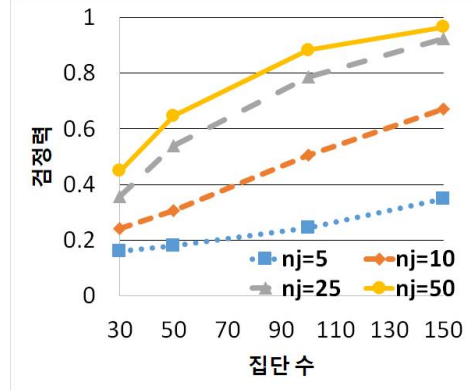
[그림 부록 4~7] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 검정력-1

$$b_{w1} = 0.39, b_{w2} = 0.59$$

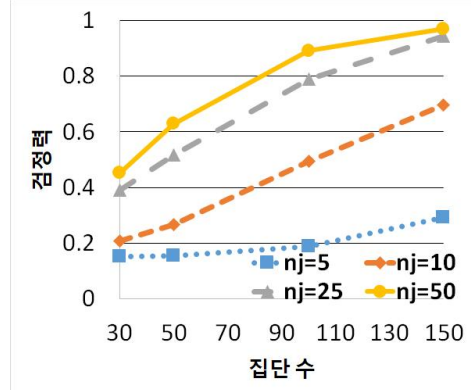
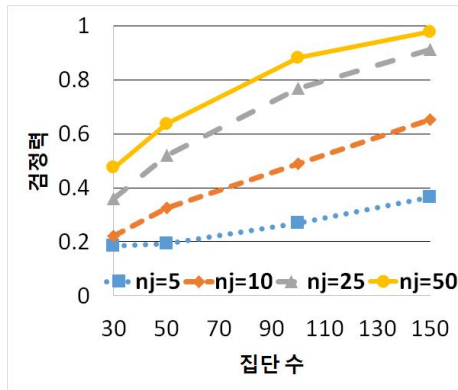
간접효과1



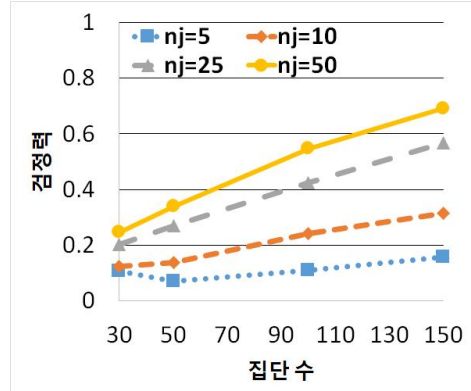
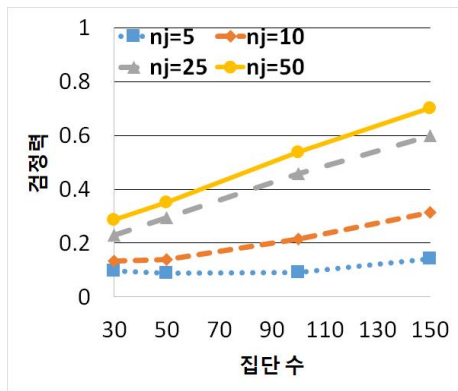
$$b_{w1} = 0.39, b_{w2} = 0.14$$



간접효과2



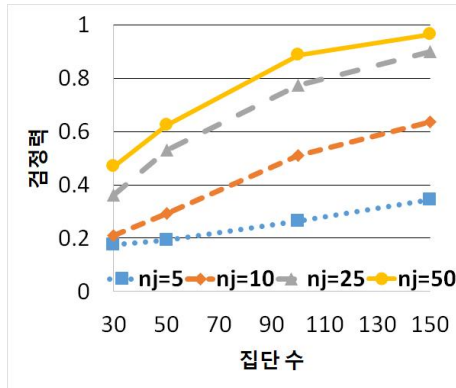
직접효과



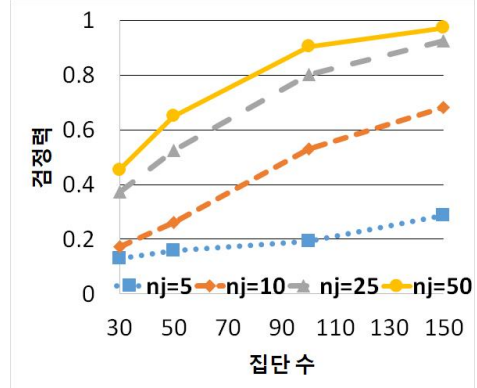
[그림 부록 4-8] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 검정력-2

$$b_{w1} = 0.59, b_{w2} = 0.59$$

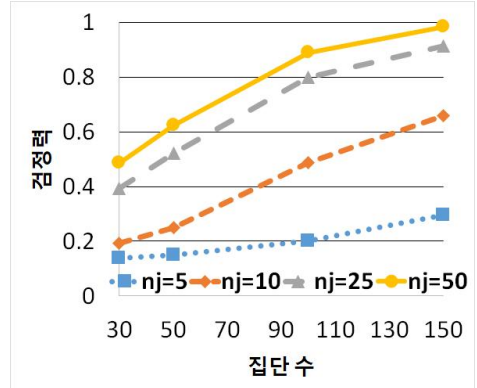
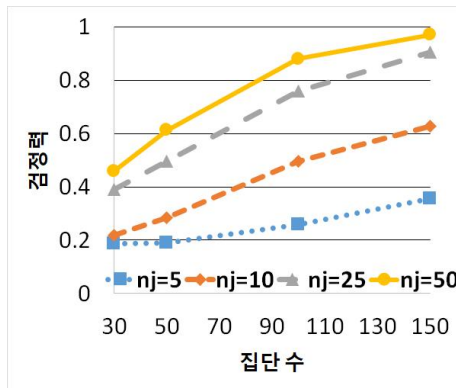
간접효과1



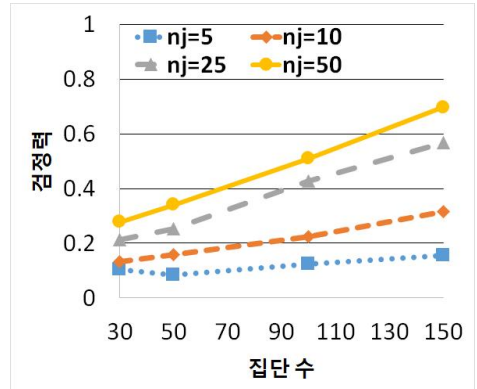
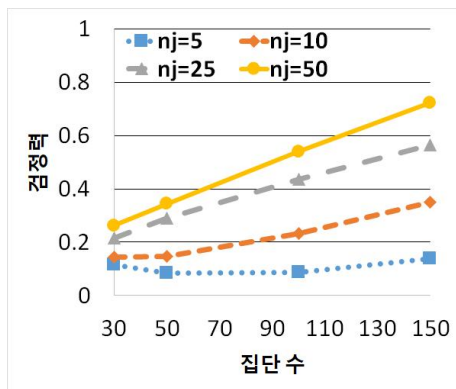
$$b_{w1} = 0.14, b_{w2} = 0.14$$



간접효과2



직접효과



[그림 부록 4-9] 자료 조건에 따른 직·간접효과의 검정력-3

<표 부록 4-1> 자료 조건에 따른 직·간접효과의 검정력
(맥락효과가 모두 없거나 모두 존재하는 경우)

ICC	집단 수	집단 크기	$b_{w1} = 0.39, b_{w2} = 0.39$			$b_{w1} = 0.14, b_{w2} = 0.59$		
			간접효과1	간접효과2	직접효과	간접효과1	간접효과2	직접효과
0.05	30	5	.163	.176	.232	.121	.180	.231
		10	.152	.208	.289	.161	.168	.278
		25	.291	.255	.483	.233	.246	.467
		50	.364	.379	.709	.384	.380	.720
	50	5	.152	.146	.242	.126	.154	.280
		10	.156	.170	.344	.152	.151	.301
		25	.363	.351	.668	.320	.349	.659
		50	.532	.522	.904	.516	.466	.877
	100	5	.151	.150	.262	.111	.160	.264
		10	.254	.244	.520	.215	.272	.449
		25	.572	.557	.937	.556	.597	.905
		50	.778	.774	.997	.755	.785	.995
	150	5	.154	.175	.294	.127	.145	.304
		10	.345	.349	.702	.294	.330	.655
		25	.756	.739	.988	.740	.730	.984
		50	.922	.903	1.000	.918	.894	1.000
0.10	30	5	.169	.168	.251	.141	.178	.272
		10	.224	.242	.406	.198	.229	.397
		25	.367	.411	.672	.352	.380	.721
		50	.423	.471	.868	.467	.467	.832
	50	5	.168	.182	.329	.133	.160	.322
		10	.296	.279	.596	.269	.302	.579
		25	.517	.537	.899	.523	.537	.872
		50	.655	.627	.959	.643	.638	.951
	100	5	.256	.243	.515	.192	.260	.490
		10	.471	.483	.879	.503	.486	.861
		25	.795	.786	.992	.787	.793	.994
		50	.891	.910	1.000	.894	.880	1.100
	150	5	.325	.333	.688	.318	.329	.629
		10	.669	.649	.971	.671	.678	.966
		25	.928	.924	1.000	.930	.928	1.000

		50	.976	.971	1.000	.978	.962	1.000
		5	.223	.188	.435	.174	.213	.393
		10	.320	.361	.637	.357	.335	.607
	30	25	.479	.466	.787	.456	.438	.800
		50	.513	.507	.861	.525	.499	.870
		5	.292	.291	.609	.295	.307	.586
		10	.482	.493	.825	.467	.477	.833
	50	25	.616	.653	.957	.621	.625	.947
		50	.746	.704	.973	.707	.685	.976
0.20		5	.552	.545	.895	.524	.545	.861
		10	.749	.771	.987	.755	.755	.985
	100	25	.914	.909	1.000	.896	.925	1.000
		50	.956	.936	1.000	.940	.936	1.000
		5	.681	.711	.972	.715	.711	.966
		10	.894	.885	1.000	.909	.900	.998
	150	25	.973	.967	1.000	.972	.972	1.000
		50	.993	.990	1.000	.991	.992	1.000

주. bold로 처리된 값은 검정력이 .800 이상임을 의미함.

The Mediation Analysis by Using the
Multilevel Structural Equation Modeling

- Focusing on Simulation Study -

A Dissertation for the Degree
of
Doctor of Philosophy in Education
by
Yoonhee Son

Major Advisor: Hyun-jeong Park, Ph. D.

Department of Education
The Graduate School
Seoul National University
2018

Abstract

The Mediation Analysis by Using the Multilevel Structural Equation Modeling

- Focusing on Simulation Study -

Yoonhee Son

Department of Education

The Graduate School

Seoul National University

The mediation effect, which is named as the multilevel mediation effect, usually occurs in the multilevel structure because of the nested structure of educational data. Therefore, it is necessary to consider the multilevel structure in order to examine the mediation effect more precisely. Analyzing the mediating effect in the first-level model without consideration of multilevel structure would underestimate the standard errors of coefficients relating to the mediation effect, which might increase the type-one error. Furthermore, examining the mediating effect by aggregating variables into the level-two unit could cause the overestimation of effect. In this regard, this study aims to test the multilevel mediation effect in the structure where there are the level-2 independent variable, level-1 mediating variable and level-1 dependent variable. The purpose of this study is to explore the quality of the direct and indirect estimates when testing

the multilevel mediation effect by using multilevel structural equation modeling(MSEM).

The multilevel mediation analysis has been developed by many researchers since it was analyzed by using hierarchical linear model. In particular, when the contextual effect exists, which means the effect of a mediator differs by the levels of modeling, the MSEM has been proposed to improve the estimation of the multilevel mediation effect with consideration of the contextual effect. Specifically, when the Intra-class correlation coefficients(ICC) or the group size was small, the MSEM was shown to estimate the indirect effect more precisely than the HLM results.

Meanwhile, the previous simulation studies related to the multilevel mediation effect have several limitations as follows. First, they did not analyze the quality of the indirect and direct effects comprehensively even though the mediation effect usually occurred partially. Second, the condition of the contextual effect was restricted even though it could occur in various types in the educational context. Finally, in all of the simulation studies, the relationship among variables was too simple by assuming a structure composed of one independent variable, one mediating variable and one dependent variable.

Based on the limitations referred to above, this research explored the qualities of the indirect and direct effect estimates based on the contextual effect and multilevel data structure by using the MSEM. To do this, the simulation study was conducted by using the data with one independent variable, one mediator, and one dependent variable in study1. The data was generated by different conditions of the contextual effect, ICC, the number of groups and the group size. In addition, the research examined how the accuracy, efficiency and

power of estimates differed by conditions.

In study2, the simulation study was conducted by using data assuming two independent variables. The qualities of estimates in the two indirect and direct effects were also explored by conditions of the contextual effect and multilevel structure as in study1. In study3, assuming there were two mediators, the study explored whether the quality of indirect and direct estimates was influenced by the type of contextual effect.

The results of study1 are summarized as follows.

First, the accuracy of direct and indirect effect estimation was different according to the contextual effect. When there was no contextual effect, the direct and indirect effects were accurately estimated. On the other hand, when the contextual effect exists, the accuracy improved as the ICC, the number of groups, and the group size increased. Moreover, the indirect effect was biased with depending on the condition of the mediator's contextual effect. The direct effect was also affected by the biased direction of the indirect effect and accordingly the total effect could be estimated accurately. The findings comprehensively showed how the indirect and direct effects were biased under different conditions of the contextual effects.

Second, the efficiency and power of indirect and direct effects were shown to be improved as the ICC, the number of groups, and group size increased. On the other hand, the efficiency and power of the indirect and direct effects were not influenced by the type of contextual effects. These results suggest that researcher need to consider a sufficient number of groups and group size in order to obtain more consistent test results of the indirect and direct effects.

The results of study2 are summarized as follows.

First, the accuracy of direct and indirect effects was not affected by the effect size of the indirect effects. Therefore, two indirect effects with different effect size were biased at a similar size. Furthermore, the biased direction influenced by the contextual effect, and the relationship among the accuracy of estimates, ICC, the number of groups and group size were same as study1.

Second, the efficiency was affected by the effect size of indirect effects. Thus, the smaller its effect size, the accurately the indirect effects were estimated. Additionally, the efficiency of direct effect was affected by the indirect counterpart, which showed a relatively higher level of efficiency of direct effect corresponding to the indirect effect. The results indicate that the efficiency of the direct and indirect effects is related to each other when the MSEM was used.

Third, the power of direct effects was affected by the efficiency of direct effects. That is, when it comes to the power of direct effects with same effect size, the power of better efficiency was higher at all conditions because the direct effect with better efficiency was consistently estimated approximately to the parameter. It means that research need to have enough number of groups and cases for more consistent estimation of the direct and indirect effects which are not actually 'zero'.

The results of study3 are summarized as follows.

First, the type of contextual effect of a mediator had an influence on the accuracy of indirect effect which mediated itself. However, it did not affect the accuracy of indirect effect which mediated another mediator. The bias of direct effect was comprehensively affected by the biased direction and size of two indirect effects. Based on the generalization of findings of study1 and study2, the study confirmed the total effect of an independent variable toward a dependent

variable could be accurately estimated.

Second, the efficiency of direct effect was lower than that of indirect effect, which led to the power of direct effect. Specifically, the MSE of direct effect was large enough to be similar to the sum of the MSEs of two indirect effects. Therefore, the power of indirect effects was good under appropriate conditions. On the other hand, even after controlling for the empirical type-1 error rate of direct effect, the direct effect whose effect size was similar to the indirect effects showed a lower power under the all conditions. The findings reconfirmed that the efficiency had an effect on the power of direct and indirect effects. Consequently, we need to be cautious not to interpret a partial mediation effect as a fully mediation one.

This study was meaningful in that it suggested the use of MSEM in terms of the analysis of the multilevel mediation effect. Particularly, when there were several mediators, the MSEM had a key advantage of simultaneously estimating the coefficients related to the mediation effect based on covariance matrix. In addition, the study suggested appropriate conditions to estimates the direct and indirect effects in each model. This research can provide a practical guideline to researchers who conduct a data collection for the analysis of the multilevel mediation effect including several independent variables or mediators.

Keywords: multilevel mediation analysis, 2-1-1 model, multilevel structural equation modeling, contextual effect

Student Number: 2016-30400